

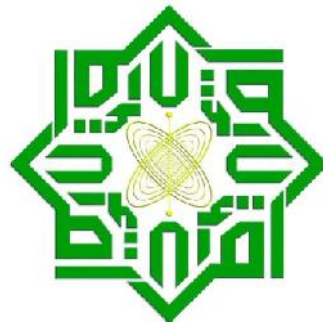
# **ANALISA *PERFORMANCE* METODE GABOR FILTER UNTUK PENGENALAN WAJAH**

## **TUGAS AKHIR**

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat  
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Teknik Pada  
Jurusan Teknik Informatika

oleh :

**HERA ARMAN**  
**10851002961**



**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU  
PEKANBARU  
2012**

# **ANALISA *PERFORMANCE* METODE *GABOR FILTER* UNTUK PENGENALAN WAJAH**

**HERA ARMAN  
10851002961**

Tanggal Sidang : 13 Desember 2012  
Periode Wisuda : Februari 2013

Jurusan Teknik Informatika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau

## **ABSTRAK**

Wajah adalah ciri biometrik yang efisien digunakan untuk pengidentifikasian seseorang karena datanya relatif mudah didapatkan dibanding karakteristik unik lainnya. Telah banyak penelitian dilakukan tentang pengenalan wajah, salah satunya dengan metode *Gabor Filter*. *Gabor Filter* memiliki akurasi yang tinggi untuk mengenali wajah frontal.

Terkadang citra wajah yang tertangkap kamera tidak hanya dari sudut  $0^\circ$  tetapi bervariasi. Pada penelitian ini, sudut bervariasi tersebut akan diuji dengan metode *Gabor Filter*, untuk mengetahui *performance Gabor Filter*. Proses mendapatkan ciri ada dua tahap, yaitu memunculkan ciri dengan *Gabor Filter* dan mendapatkan nilai ciri dengan ekstraksi ciri energi.

Hasil pengujian didapatkan bahwa untuk pengujian pada sisi yang berbeda pengenalan dipengaruhi oleh arah pandang mata dan sudut data uji tidak berbeda jauh dengan sudut data latih dengan toleransi perbedaan senilai  $15^\circ$ . Untuk pengujian ekspresi yang berbeda dan pengujian penambahan kumis dan jenggot pengenalan dipengaruhi oleh bentuk wajah (mulut dan mata). Semakin besar nilai ambang batas *Euclidean distance* maka tingkat kesalahan pengenalan semakin besar. Metode Ekstraksi ciri energi tidak optimal untuk mendapatkan ciri yang spesifik dari citra wajah. Perataan histogram meningkatkan hasil pengenalan wajah. Kelemahan pengenalan wajah terdapat pada sudut  $45^\circ$  sebab lemahnya ciri unik pada sudut  $45^\circ$ .

Kata Kunci : ekstraksi ciri energi, metode *Gabor Filter*, nilai ambang batas, perataan histogram, sisi yang berbeda.

## DAFTAR ISI

	Halaman
LEMBAR PERSETUJUAN .....	ii
LEMBAR PENGESAHAN .....	iii
LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL .....	iv
LEMBAR PERNYATAAN .....	v
LEMBAR PERSEMBAHAN .....	vi
ABSTRAK .....	vii
<i>ABSTRACT</i> .....	viii
KATA PENGANTAR.....	ix
DAFTAR ISI .....	xi
DAFTAR GAMBAR .....	xv
DAFTAR TABEL.....	xvii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xix
DAFTAR ISTILAH .....	xx
BAB I. PENDAHULUAN.....	I-1
1.1 Latar Belakang .....	I-1
1.2. Rumusan Masalah .....	I-2
1.3. Batasan Masalah .....	I-2
1.4. Tujuan .....	I-2
1.5. Sistematika Penulisan .....	I-3
BAB II. LANDASAN TEORI.....	II-1
2.1 Biometrika.....	II-1
2.2. Persyaratan Pemilihan Suatu Biometrika .....	II-2
2.3. Pengolahan Citra Tingkat Awal ( <i>image pre-processing</i> ) .....	II-3
2.3.1. <i>Intensity Compensation – Brightness Enhancement</i> .....	II-3
2.3.2. <i>Grayscale</i> .....	II-3
2.3.3. Perataan Histogram( <i>Histogram Equalization</i> ) .....	II-4
2.4. Pemisahan Ciri Dengan <i>Gabor Filter</i> .....	II-6
2.5. Pencocokan .....	II-8

2.5.1. <i>Chebishev Distance</i> .....	II-8
2.3.3. <i>Euclidean Distance</i> .....	II-9
2.6. Pengujian Akurasi .....	II-10
2.6.1. Rasio Kesalahan Kecocokan .....	II-10
2.6.2. Rasio Kesalahan Ketidak Cocokan .....	II-11
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN</b> .....	<b>III-1</b>
3.1 Data Penelitian .....	III-1
3.2 Metodologi Penelitian .....	III-1
3.3. Persiapan Penelitian .....	III-2
3.4. Studi Literatur .....	III-2
3.5. Analisis.....	III-3
3.5.1. Analisis Masalah .....	III-3
3.5.2. Analisis Metode <i>Gabor Filter</i> .....	III-3
3.5.3. Analisis Data .....	III-3
3.5.4. Analisis Kebutuhan Perangkat Lunak Pengujian .....	III-4
3.5.5. Analisis Proses Sistem Pengenalan Wajah .....	III-4
3.5.6. Analisis Fungsional .....	III-4
3.6. Perancangan .....	III-4
3.7.. Implementasi .....	III-5
3.8. Pengujian .....	III-5
3.9. Penutup.....	III-6
<b>BAB IV ANALISIS DAN PERANCANGAN</b> .....	<b>IV-1</b>
4.1 Analisis.....	IV-1
4.1.1. Analisis Masalah .....	IV-1
4.1.2. Analisis Metode <i>Gabor Filter</i> .....	IV-2
4.1.3. Analisis Data .....	IV-5
4.1.3.1. Sudut Pengambilan Data .....	IV-5
4.1.3.2. Data yang Dibutuhkan .....	IV-7
4.1.4. Analisa Kebutuhan Perangkat Lunak Pengujian .....	IV-7
4.1.5. Analisa Proses Sistem Pengenalan Wajah .....	IV-8
4.1.5.1. Proses Pelatihan .....	IV-8

4.1.5.2. Proses pengenalan .....	IV-12
4.1.6. Analisa Fungsional .....	IV-14
4.1.6.1. Konteks Diagram .....	IV-14
4.1.6.2. DFD Level 1 .....	IV-14
4.1.6.3. DFD Level 2 Pelatihan .....	IV-15
4.1.6.4. DFD Level 2 Pengenalan .....	IV-15
4.2 Perancangan .....	IV-16
4.2.1. Rancangan <i>Database</i> .....	IV-16
4.2.1.1. <i>Entity Relathionship Diagrams</i> (ERD) .....	IV-16
4.2.1.2. Rancangan Tabel .....	IV-16
4.2.1. Antar Muka .....	IV-18
4.2.1.1. Antar Muka Pada Pelatihan .....	IV-18
4.2.1.1. Antar Muka Pada Menu Pengenalan .....	IV-19
BAB V IMPLEMENTASI .....	V-1
5.1 Pengertian dan Tujuan Implementasi .....	V-1
5.2 Lingkup Operasional dan Pengembangan .....	V-1
5.3 Implementasi Antar Muka Sistem .....	V-2
5.3.1. <i>Form</i> Pelatihan .....	V-2
5.3.2. <i>Form</i> Pengenalan .....	V-5
BAB VI PENGUJIAN .....	VI-1
6.1 Pengujian Sistem ( <i>Black Box</i> ) .....	VI-I
6.1.1. <i>Form</i> Pelatihan .....	VI-I
6.1.2. <i>Form</i> Pengenalan .....	VI-3
6.1.3 Kesimpulan Pengujian Sistem ( <i>Black Box</i> ) .....	VI-5
6.2 Pengujian <i>Performance</i> Metode <i>Gabor Filter</i> .....	VI-5
6.2.1 Pengujian Pada Latar Hitam .....	VI-8
6.1.1.1 Menggunakan Sisi yang Berbeda .....	VI-7
6.2.1.2 Menggunakan Ekspresi yang Berbeda .....	VI-9
6.2.1.3 Menggunakan Kumis dan Jenggot .....	VI-11
6.2.1.4 Pada Masing-Masing Tipe Data .....	VI-13
6.2.1.5 Menggunakan Data yang Tidak Memiliki Data Latih ..	VI-15

6.2.2 Pengujian Pada Latar Putih .....	VI-17
6.2.2.1 Menggunakan Sisi yang Berbeda .....	VI-17
6.2.2.2. Menggunakan Ekspresi yang Berbeda.....	VI-19
6.2.2.3. Menggunakan Kumis dan Jenggot.....	VI-21
6.2.2.4. Pada Masing-Masing Tipe Data .....	VI-23
6.2.2.5. Menggunakan Data yang Tidak Memiliki Data Latih.VI-25	
6.2.3 Pengujian Tanpa Proses perataan Histogram .....	VI-26
6.2.3.1 Menggunakan Sisi yang Berbeda .....	VI-27
6.2.3.2 Menggunakan Ekspresi yang Berbeda.....	VI-29
6.2.3.3 Menggunakan Kumis dan Jenggot.....	VI-31
6.2.3.4 Pada Masing-Masing Tipe Data .....	VI-32
6.2.3.5 Menggunakan Data yang Tidak Memiliki Data Latih ..VI-35	
6.2.4 Kesimpulan Semua Pengujian.....	VI-36
BAB VII. PENUTUP.....	VII-1
7.1 Kesimpulan .....	VII-1
7.2 Saran.....	VII-2
DAFTAR PUSTAKA .....	xxiii
LAMPIRAN	
DAFTAR RIWAYAT HIDUP	

## DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
2.1 Bentuk Fungsi $T(r_k)$ .....	II-5
2.2. Matriks Citra dan Histogramnya .....	II-5
2.3. Matriks Citra dan Histogramnya .....	II-6
2.4. <i>Gabor Kernel</i> .....	II-7
3.1 Metodologi Penelitian .....	III-2
4.1 <i>Gabor Filter</i> Pada Frekuensi 0 dan Orientasi 1 .....	IV-4
4.2 <i>Gabor Filter</i> Real .....	IV-4
4.3 <i>Gabor Filter</i> Imajiner .....	IV-4
4.4 <i>Magnitude</i> .....	IV-5
4.5 Putaran Posisi Sudut.....	IV-5
4.6 Pengambilan Gambar Pada Tiga Posisi Sudut.....	IV-6
4.7 Sudut Elevasi Pengambilan Data .....	IV-6
4.8 Pengambilan Citra Pada Sudut Horizontal dan Vertikal.....	IV-7
4.9 Diagram Modul Pelatihan .....	IV-8
4.10 Diagram Modul Pengenalan.....	IV-8
4.11 Proses Pelatihan .....	IV-9
4.12 Proses Konvolusi <i>Gabor Filter</i> dan Ekstraksi Ciri .....	IV-11
4.13 Proses Pengenalan.....	IV-13
4.14 Konteks Diagram .....	IV-14
4.15 DVD Level 1 .....	IV-14
4.16 DVD Level 2 Pelatihan .....	IV-15
4.17 DVD Level 2 Pengenalan .....	IV-15
4.18 ERD.....	IV-16
4.19 Antar Muka Pelatihan .....	IV-19
4.20 Antar Muka Pengenalan.....	IV-20
5.1 <i>Form</i> Pelatihan.....	V-2
5.2 <i>Form</i> Menu <i>Input</i> .....	V-3

5.3 Tampilan Citra yang Telah Dibaca .....	V-3
5.4 Tampilan Menu <i>Cropping</i> dan <i>Resizing</i> .....	V-4
5.5 Tampilan Pada Menu <i>Grayscale</i> .....	V-4
5.6 Tampilan Pada Menu Perataan Histogram.....	V-5
5.7 <i>Form</i> Pengenalan .....	V-6
5.8 Tampilan Menu <i>Input</i> .....	V-6
5.9 Menu <i>Crooping</i> dan <i>Resizing</i> .....	V-7
5.10 Menu <i>Grayscale</i> dan Perataan historam .....	V-7
5.11 Menu Pengenalan .....	V-8
5.14 <i>Magnitude Response</i> .....	V-8
5.15 Tampilan Data Wajah yang Dikenali .....	V-8



## DAFTAR ISTILAH

Data Latih	: merupakan data wajah yang disimpan di <i>database</i>
Data Uji	: merupakan data yang diuji untuk dikenali berdasarkan data latihan
Horizontal	: merupakan data wajah dengan sudut elevasi $0^0$
Konvolusi	: perkalian dua buah fungsi sehingga menghasilkan fungsi baru. Perkalian fungsi <i>Gabor Filter</i> dengan citra wajah, sehingga menghasilkan <i>Gabor Response</i>
Nilai ambang batas	: merupakan <i>range</i> nilai yang digunakan untuk mengambil keputusan dalam pengenalan data wajah.
Pelatihan	: merupakan sebuah proses menyimpan data wajah dan nilai vektor ciri kedalam <i>database</i> .
Pengenalan	: merupakan sebuah proses membandingkan nilai vektor ciri data latih dengan nilai vektor ciri data uji, dan mengambil keputusan berdasarkan nilai ambang batas.
Sudut elevasi	: sudut pada suatu titik yang diukur terhadap garis horizontal kesuatu arah dan berada diatas garis horizontal
Vektor ciri	: merupakan besaran nilai ciri data wajah hasil ekstraksi
Vertikal	: merupakan data wajah dengan sudut elevasi $22.5^0$

## DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran	Halaman
A. Perhitungan Ekstraksi Ciri Energi.....	A-1
B. Data Latih (Latar Hitam) .....	B-1
C. Nilai Vektor Ciri (Latar Hitam).....	C-1
D. Data Latih (Latar Putih) .....	D-1
E. Nilai Vektor Ciri (Latar Putih) .....	E-1
F. Data Latih (Tanpa Proses Perataan Histogram).....	F-1
G. Nilai Vektor Ciri (Tanpa Proses Perataan Histogram).....	G-1
H. <i>Magnitude Response</i> Pada Bambang Sudut $0^0$ .....	H-1
I. <i>Magnitude Response</i> Pada Bambang Sudut $90^0$ .....	I-1

## DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
2.1 Perataan Histogram .....	II-5
4.1. Rancangan <i>Database</i> .....	IV-17
6.1. Menu <i>Input</i> Citra .....	VI-1
6.2. Menu <i>Cropping</i> dan <i>Resizing</i> .....	VI-2
6.3. Menu <i>Grayscale</i> .....	VI-2
6.4. Menu Perataan Histogram .....	VI-2
6.5. Konvolusi dan <i>Save</i> .....	VI-3
6.6. <i>Input</i> Citra .....	VI-3
6.7. <i>Cropping</i> dan <i>Resizing</i> .....	VI-4
6.8. Menu <i>Grayscale</i> dan Perataan Histogram .....	VI-4
6.9. Pengenalan dan Hasil .....	VI-5
6.10. Daftar Pengujian .....	VI-6
6.11. Data Latih .....	VI-7
6.12. Pengujian Sisi yang Berbeda Pada Latar Hitam .....	VI-8
6.13. Data Latih .....	VI-10
6.14. Pengujian Pada Ekspresi yang Berbeda .....	VI-10
6.15. Data Latih .....	VI-12
6.16. Pengujian Menggunakan Kumis dan Jenggot .....	VI-12
6.17. Data Latih Pada Wajah Mirip .....	VI-13
6.18. Pengujian Pada Wajah Mirip .....	VI-13
6.19. Data Latih Wajah Kembar .....	VI-14
6.20. Pengujian Pada Wajah Kembar .....	VI-14
6.21. Data Latih Wajah Umum .....	VI-14
6.22. Pengujian Pada Wajah Umum .....	VI-14
6.23 Pengujian Menggunakan Data yang Tidak Memiliki Data Latih .....	VI-15
6.24. Data Latih .....	VI-17
6.25. Pengujian Sisi yang Berbeda .....	VI-18
6.26. Data Latih .....	VI-29

6.27. Pengujian Pada Ekspresi yang Berbeda .....	VI-20
6.28. Data Latih .....	VI-21
6.29. Pengujian Menggunakan Kumis dan Jenggot .....	VI-22
6.30. Data Latih Pada Wajah Mirip .....	VI-23
6.31. Pengujian Pada Wajah Mirip .....	VI-23
6.32. Data Latih Wajah Kembar .....	VI-23
6.33. Pengujian Pada Wajah Kembar .....	VI-24
6.34. Data Latih Wajah Umum .....	VI-24
6.35. Pengujian Pada Wajah Umum .....	VI-24
6.36. Pengujian Menggunakan Data yang Tidak Memiliki Data Latih .....	VI-25
6.37. Data Latih .....	VI-27
6.38. Pengujian Sisi yang Berbeda.....	VI-27
6.39. Data Latih .....	VI-29
6.40. Pengujian Pada Ekspresi yang Berbeda .....	VI-29
6.41. Data Latih .....	VI-31
6.42. Pengujian Menggunakan Kumis dan Jenggot .....	VI-31
6.43. Data Latih Pada Wajah Mirip .....	VI-33
6.44. Pengujian Pada Wajah Mirip .....	VI-33
6.45. Data Latih Wajah Kembar .....	VI-33
6.46. Pengujian Pada Wajah Kembar .....	VI-33
6.47. Data Latih Wajah Umum .....	VI-34
6.48. Pengujian Pada Wajah Umum .....	VI-34
6.49. Pengujian Menggunakan Data yang Tidak Memiliki Data Latih .....	VI-35

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Sistem biometrika merupakan teknologi pengenalan diri dengan menggunakan aspek-aspek biologi terutama karakteristik unik yang dimiliki oleh manusia. Aspek-aspek biologi yang dapat digunakan adalah sidik jari, retina mata, wajah, DNA (*Deoxyribo Nucleic Acid*). Hal ini terdapat pada tubuh manusia dan selalu berbeda setiap orangnya, sehingga dapat dijadikan sandi untuk pengindentifikasian seseorang. Identifikasi iris, DNA dan sidik jari terkadang sulit dilakukan karena terkadang sulitnya mendapatkan data, untuk itu diperlukan pengenalan wajah untuk membantu pengindentifikasian karena data relatif mudah didapatkan. Kelebihan lainnya identifikasi wajah dapat dilakukan tanpa mengganggu kenyamanan dan bahkan tanpa diketahui orangnya, sehingga dapat mengidentifikasi data orang tersebut untuk dapat digunakan sesuai dengan keperluan.

Banyak metode dalam pendeteksian wajah. Salah satu metode yang sering digunakan adalah jaringan syaraf tiruan. Namun metode tersebut memiliki beberapa kekurangan yaitu akan sulit untuk melakukan pelatihan data dan akan membutuhkan waktu yang lama (Rahma, 2009). Pengenalan wajah juga dapat dilakukan dengan metode pengolahan citra, salah satunya metode *Gabor Filter*. Metode *Gabor Filter* sering digunakan dalam pendeteksian suara, iris mata, sidik jari, analisa tekstur, karena keefektifannya mengenali pola.

Banyak Penelitian yang telah dilakukan dengan menggunakan metode *Gabor Filter*. Beberapa penelitian yang pernah dilakukan adalah oleh Welly Desrina (2011) Fakultas Ilmu Komputer, Jurusan Teknik Informatika Universitas Mercu Buana yang melakukan penelitian Pengenalan Wajah untuk Absensi, dengan menggunakan wajah frontal, penelitian ini memiliki kesimpulan yaitu latar belakang dan atribut mempengaruhi pengenalan wajah. Penelitian lainnya oleh Muhammad Sharif, dkk, (2011) dari *Department of Computer Sciences, COMSATS Institute of Information Technology, Wah Cantt-Pakistan* dengan

judul *Face Recognition using Gabor Filters* dalam *Journal of Applied Computer Science & Mathematics*, no. 11 (5) /2011, Suceava. Pada penelitian ini data yang digunakan adalah wajah tampak depan dan menggunakan *Gabor Filter* untuk ekstraksi ciri karena mampu menentukan *bunch graph map* pada wajah secara dinamis, dengan pencocokan menggunakan rumus *Euclidean distance*, dengan kesimpulan menggunakan metode *Gabor Filter* didapatkan akurasi 94.29% yang menggunakan wajah dari *Database face94 (University of Essex, uk faces94 face recognition data)*.

Penelitian yang dilakukan merupakan lanjutan dari penelitian di atas, pada penelitian ini dilakukan analisa untuk melihat *performance Gabor Filter* pada pengenalan wajah, yaitu citra masukan wajah tidak hanya tampak depan tetapi juga menggunakan citra wajah dengan sudut pandang yang berbeda.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang diatas maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah, “Bagaimana menganalisa *performance* metode *Gabor Filter* untuk pengenalan wajah dengan sudut pandang yang berbeda?”

## **1.3 Batasan Masalah**

Agar masalah tidak menyimpang dari tujuan maka ditetapkan beberapa batasan masalah:

1. Data latih citra wajah yang digunakan adalah citra wajah dari sudut,  $0^0$   $45^0$ ,  $90^0$  secara horizontal dan vertikal.
2. Citra yang digunakan dengan format jpg.
3. Pencocokkan menggunakan *Euclidean distance*
4. Penghitungan akurasi dari hasil percobaan menggunakan persentase keberhasilan.

## **1.4 Tujuan**

Tujuan dari tugas akhir ini adalah menganalisa metode *Gabor Filter* untuk mengenali wajah dari sudut yang berbeda.

## **1.5 Sistematika Penulisan**

Laporan Tugas Akhir ini tersusun secara sistematis yakni sebagai berikut.

### **BAB I PENDAHULUAN**

Bab ini membahas mengenai Latar Belakang, Rumusan Masalah, Batasan Masalah, Tujuan dan Sistematika Penulisan.

### **BAB II LANDASAN TEORI**

Bab ini berisi teori tentang Biometrika, Persyaratan Pemilihan Suatu Biometrika. Pengolahan Citra Tingkat Awal, Pemisahan Ciri dengan *Gabor Filter*, Pencocokan dan Pengujian Akurasi.

### **BAB III METODOLOGI PENELITIAN**

Bab ini berisi tentang Data Penelitian, Metodologi Penelitian, Persiapan Penelitian, Studi Literatur, Analisis, Perancangan, Implementasi, Pengujian, dan Penutup.

### **BAB IV ANALISIS DAN PERANCANGAN**

Bab ini berisi tentang analisis dan perancangan untuk sistem yang akan dibangun

### **BAB V IMPLEMENTASI**

Bab ini berisi tentang Pengertian dan Tujuan Implementasi, Lingkup Operasional dan Pengembangan, Implementasi Antar Muka Sistem.

### **BAB VI PENGUJIAN**

Bab ini berisi tentang Pengujian Sistem dan Kesimpulan Pengujian Sistem, pengujian *performance* metode *Gabor Filter*, dilakukan Pengujian Pada Latar Hitam, Pengujian Pada Latar Putih, Pengujian Tanpa Proses Perataan Histogram, Kesimpulan Semua Pengujian.

### **BAB VII PENUTUP.**

Bab ini berisi tentang kesimpulan dari penelitian ini serta saran untuk penelitian selanjutnya.

## BAB II

### LANDASAN TEORI

#### 2.1 Biometrika

Biometrika atau *biometrics* berasal dari kata *bio* dan *metrics*. *Bio* berarti sesuatu yang hidup dan *metrics* berarti mengukur. Biometrika berarti mengukur karakteristik pembeda (*distinguishing traits*) pada badan atau perilaku seseorang yang digunakan untuk melakukan pengenalan secara otomatis terhadap identitas orang tersebut dengan membandingkan dengan karakteristik yang sebelumnya sudah tersimpan dalam *database* (Putra, 2009). Secara umum karakteristik pembeda tersebut dapat dikelompokkan menjadi dua:

1. karakteristik fisiologis atau fisik (*physiological/physical characteristic*) menggunakan bagian-bagian fisik dari tubuh seseorang sebagai kode unik untuk pengenalan, seperti DNA (*Deoxyribo Nucleic Acid*), telinga, jejak panas pada wajah, geometri tangan, pembuluh tangan, wajah, sidik jari, iris, telapak tangan retina, telinga, gigi dan bau (komposisi kimia) dari keringat tubuh.
2. karakteristik perilaku (*behavioral characteristic*), menggunakan perilaku seseorang sebagai kode unik untuk melakukan pengenalan, seperti gaya berjalan, hentakan tombol, tanda tangan dan suara.

Penggunaan biometrika untuk sistem pengenalan memiliki beberapa keunggulan dibanding sistem tradisional (penggunaan password, PIN, kartu, dan kunci), diantaranya:

1. *Non-repudiation*

Suatu sistem yang menggunakan teknologi biometrika untuk melakukan suatu akses, penggunaanya tidak akan dapat menyangkal bahwa bukan dia yang melakukan akses atau transaksi. Hal ini berbeda dengan penggunaan *password* dan PIN pengguna masih dapat menyangkal atas transaksi yang dilakukannya karena PIN atau *Password* masih bisa dipakai secara bersama-sama.



## 2. Keamanan (*security*)

Sistem berbasis *password* dapat diserang dengan menggunakan metode atau algoritma *brute force*, sedangkan sistem biometrika tidak dapat diserang dengan cara ini karena sistem biometrika membutuhkan kehadiran pengguna secara langsung sebagai proses pengenalan.

## 3. Penyaringan (*screening*)

Proses penyaringan diperlukan untuk mengatasi seseorang yang menggunakan banyak identitas seperti teroris yang memiliki banyak paspor untuk memasuki suatu negara. Untuk mengatasi masalah tersebut maka diperlukan proses penyaringan identitas yang mana sistem tradisional tidak dapat melakukannya biometrika mampu menghasilkan atau menyaring beberapa informasi sidik jari atau wajah yang mirip dengan sidik jari atau wajah yang dicari.

### 2.2 Persyaratan Pemilihan Suatu Biometrika

Tidak semua bagian tubuh atau perilaku seseorang dapat digunakan sebagai biometrika. Ada beberapa persyaratan yang harus dipenuhi agar bagian-bagian tubuh atau perilaku manusia dapat digunakan sebagai biometrika, antara lain:

1. Universal (*universality*), artinya karakteristik yang dipilih harus dimiliki oleh setiap orang.
2. Membedakan (*distinctiveness*) artinya karakteristik yang dipilih memiliki kemampuan membedakan antara satu dengan yang lainnya. Berat dan tinggi badan seseorang tidak dapat digunakan sebagai biometrika karena banyak orang yang memiliki berat dan tinggi yang sama.
3. Permanen (*permanence*), artinya karakteristik yang dipilih tidak cepat berubah dalam periode waktu yang lama.
4. Kolektabilitas (*collectability*), artinya karakteristik yang dipilih mudah diperoleh dan dapat diukur secara kuantitatif.

5. Unjuk kerja (*performance*), artinya karakteristik yang dipilih dapat memberikan unjuk kerja yang bagus baik dari segi akurasi maupun kecepatan termasuk sumber daya yang dibutuhkan untuk memeperolehnya.
6. Dapat diterima (*acceptability*), artinya masyarakat mau menerima karakteristik yang digunakan.
7. Tidak mudah dikelabui (*circumvention*), artinya karakteristik yang dipilih tidak mudah dikelabui dengan cara curang.

Syarat nomor 1-4 merupakan syarat utama (syarat wajib) yang harus dipenuhi dan nomor 5 -7 merupakan syarat tambahan.

### **2.3 Pengolahan Citra Tingkat Awal (*Image Pre-pocessing*)**

Pra-pemrosesan atau *pre-processing* merupakan teknik yang digunakan dalam perbaikan citra atau gambar dari berbagai sebab dengan tujuan untuk mendapatkan hasil citra atau gambar yang jauh lebih baik, sehingga memudahkan untuk diproses untuk keperluan tertentu. Ada beberapa macam cara tahap pra-pemrosesan yaitu, seperti tersebut dibawah ini:

#### **2.3.1 *Intensity Compensation – Brightness Enhancement***

*Brightness Enhancement* adalah proses penambahan kecerahan dari suatu nilai derajat keabuan. Proses *brightness* ini dilakukan dengan menambahkan nilai derajat keabuan dengan suatu nilai penambah. Berikut persamaan untuk *brightness enhancement* (Dewantara, 2006).

$$xb = x + b \dots\dots\dots(2.1)$$

dimana

x = nilai derajat keabuan

b = nilai penambah

xb = hasil *brightness*

#### **2.3.2 *Grayscale***

Berbeda dengan citra biner, citra *grayscale* disebut juga dengan citra 8-bit karena memiliki 28 (256) kemungkinan nilai pada masing-masing pikselnya. Nilai

tersebut dimulai dari nol untuk warna hitam dan 255 untuk warna putih. Untuk mendapatkan citra *grayscale* (keabuan) digunakan rumus (Putra, 2009).

$$I(x,y) = \alpha.R + \beta.G + \gamma.B \dots\dots\dots (2.2)$$

Dengan  $I(x,y)$  adalah level keabuan pada suatu koordinat yang diperoleh dengan mengatur komposisi warna R(merah), G (hijau), B (Biru) yang ditunjukkan oleh parameter  $\alpha, \beta$  dan  $\gamma$ , dimana secara umum nilainya adalah 0.33.

### 2.3.3 Perataan Histogram (*Histogram Equalization*).

Histogram sebuah citra digital dengan level intensitas pada *range* [0, L-1] adalah fungsi diskrit (Prasetyo, 2011)

$$h(r_k) = n_k \dots\dots\dots (2.3)$$

$r_k$  = nilai intensitas

$n_k$  = jumlah piksel dalam citra, yang dinyatakan oleh MN. M dan N merupakan ukuran baris dan kolom citra

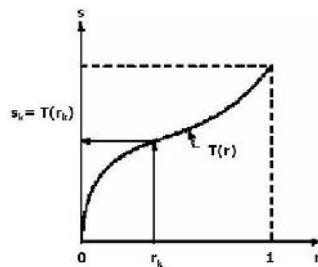
$h(r_k)$  = histogram citra digital dengan tingkat keabuan  $r_k$

$k = 0, 1, 2, 3, \dots, L-1$ .

Teknik perataan histogram merupakan gabungan antara penggeseran dan pelebaran histogram. Tujuan yang akan dicapai pada teknik ini adalah untuk mendapatkan citra dengan daerah tingkat keabuan yang penuh dan dengan distribusi piksel pada setiap tingkat keabuan yang merata.

Pada teknik perataan histogram ini mentransformasi tingkat keabuan  $r_k$  menjadi  $s_k$  dengan suatu fungsi transformasi  $T(r_k)$ . Fungsi transformasi ini memiliki syarat sebagai berikut:

1.  $T(r)$  memberikan nilai tunggal (one-one-onto) sehingga memiliki inverse serta monoton naik untuk interval  $0 \leq r \leq 1$ .
2.  $0 \leq T(r) \leq 1$  untuk  $0 \leq r \leq 1$ .



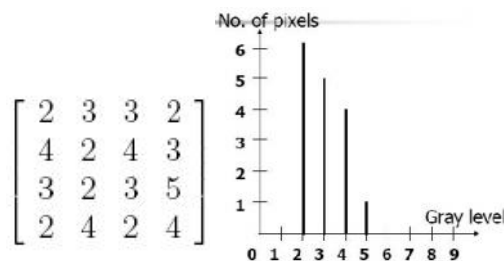
Gambar 2.1. Bentuk Fungsi  $T(r_k)$  (Sumber : Suhendra,2004)

3. Memiliki inverse  $T^{-1}(s_k) = r_k$  untuk  $0 \leq s \leq 1$  (kembali ke nilai  $r_k$  semula)

Untuk menghitung fungsi  $T(r_k)$ , perlu dilakukan normalisasi nilai histogram kedalam ranah  $[0,1]$ , yang dinyatakan sebagai  $r_k = nk/n$ , dimana  $n_k$  adalah jumlah total piksel dengan tingkat keabuan ke  $-k$ , dan  $n$  jumlah total piksel. Kemudian dihitung nilai probabilitas  $p_r = n_k/n$  dimana  $0 \leq k \leq L-1$ . Sehingga fungsi (suhendra, 2004) transformasinya adalah:

$$s_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^k p_r(r_j) \dots\dots\dots(2.4)$$

Sebagai ilustrasi, diberikan suatu *input* citra digital  $M(4 \times 4)$  dengan tingkat keabuan 0 hingga 9 sebagai berikut:



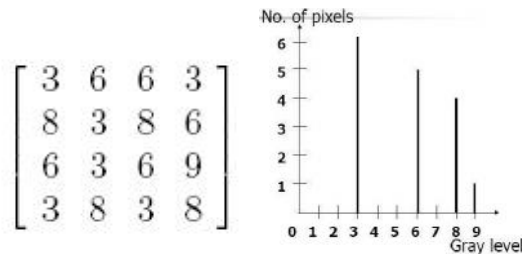
Gambar 2.2.Matriks Citra dan Histogramnya (Sumber : Suhendra, 2004)

Tabel 2.1.Perataan Histogram

$\left( \frac{p_r(r_k)}{n} \right)$	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
$\frac{1}{n} \sum_{j=0}^{k-1} n_j$	0	0	6	5	4	1	0	0	0	0
$\sum_{j=0}^{k-1} \frac{n_j}{n}$	0	0	6	11	15	16	16	16	16	16
$s = \sum_{j=0}^{k-1} \frac{n_j}{n}$	0	0	6/16	11/6	15/16	1	1	1	1	1
$\sum_{j=0}^{k-1} \frac{n_j}{n}$	0	0	3	6	8	9	9	9	9	9

Sumber: Suhendra,2004.

Dari Tabel 2.1, maka bentuk citra digital hasil perataan histogram citra digital M di atas adalah sebagai berikut:



Gambar 2.3. Matriks Citra dan Histogramnya (Sumber : Suhendra, 2004)

## 2.4 Pemisahan Ciri Dengan *Gabor Filter*

Kemampuan sistem visual manusia dalam membedakan berbagai tekstur didasarkan atas kapabilitas dalam mengidentifikasi berbagai frekuensi dan orientasi spasial dari tekstur yang diamati. *Gabor Filter* merupakan salah satu filter yang mampu mensimulasikan karakteristik sistem visual manusia dalam mengisolasi frekuensi dan orientasi tertentu dari citra. Karakteristik ini membuat *Gabor Filter* sesuai untuk aplikasi pengenalan tekstur dalam *computer vision*.

Fungsi *Gabor* pertama kali diperkenalkan oleh Denis Gabor sebagai *tools* untuk deteksi sinyal dalam Derau. Daugman mengembangkan kerja *Gabor* ke dalam filter dua dimensi. *Gabor Filter* adalah filter linier yang digunakan dalam pengekstrasian fitur wajah sebagai detektor ciri. *Gabor Filter* dikenal sebagai detektor ciri yang sukses karena memiliki kemampuan menghilangkan variabilitas yang disebabkan oleh iluminasi kontras dan sedikit pergeseran serta deformasi citra, *output Gabor Filter* telah digunakan dengan sukses untuk pengenalan wajah. Untuk membangkitkan kernel *Gabor* digunakan persamaan (Putra, 2009) berikut:

$$G(x, y, \theta, u, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right\} \exp\{2\pi \cdot i(u \cdot x \cdot \cos\theta + u \cdot y \cdot \sin\theta)\} \dots (2.5)$$

dengan:

$$i = \sqrt{-1}$$

u adalah frekuensi dari gelombang *Sinusoidal*

adalah Kontrol terhadap orientasi dari fungsi Gabor

standar deviasi *Gaussian Envelope*

x,y adalah koordinat dari *Gabor Filter*

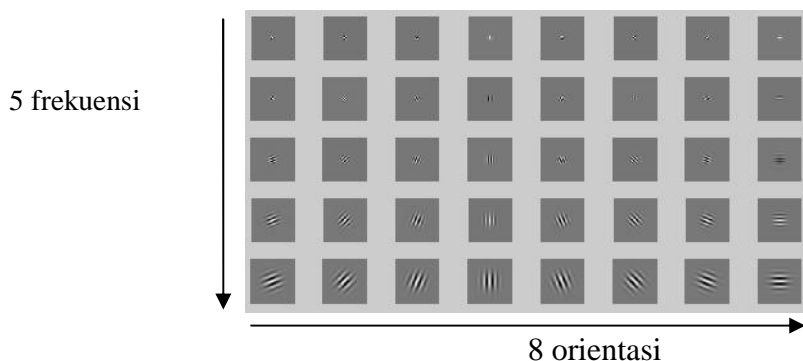
Persamaan untuk *Gabor Filter* 2-D di atas dibentuk dari dua komponen, yaitu *Gaussian envelope* dan gelombang *Sinusoidal* dalam bentuk kompleks. Fungsi *Gaussian envelop* dari persamaan diatas adalah

$$g(x,y) = \frac{1}{2.\pi.\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2+y^2}{2.\sigma^2}\right\} \dots\dots\dots(2.6)$$

Sedangkan gelombang *Sinusoidal* pada persamaan diatas ditunjukkan oleh:

$$s(x,y) = \exp\{i(2.\pi(u.x.\cos\theta + u.y.\sin\theta))\} \dots\dots\dots(2.7)$$

Frekuensi yang digunakan ada lima, yaitu (u = 0, 1, 2, 3, 4) dan Sudut orientasi yang digunakan ada delapan, yaitu ( = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7) sehingga menghasilkan 40 *Gabor Response (Magnitude Response)* Berikut adalah gambar *Gabor kernel*.



Gambar 2.4.*Gabor Kernel*

*Response* yang dihasilkan berupa kumpulan bilangan real dan bilangan imajiner, yang digabungkan dan menghasilkan bilangan kompleks. (Rahma, 2009).

$$output = \sqrt{imajiner^2 + real^2} \dots\dots\dots(2.8)$$

keluaran filter merupakan modulasi dari rata-rata konvolusi filter real dan imajiner terhadap citra. Setelah mendapatkan ciri *Gabor* maka dapat dilakukan ekstraksi ciri. Seleksi ciri memilih informasi kuantitatif dari ciri yang ada, yang dapat membedakan kelas-kelas obyek secara baik. Ekstraksi ciri mengukur besaran kuantitatif ciri setiap piksel. Ekstraksi ciri yaitu salah satu ciri yang dapat dipilih

adalah ciri energi yaitu mencari nilai rata tekstur dari *Magnitude Response*, yang didefinisikan sebagai berikut (Suksmono, 2006)

$$e(x) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |x(m,n)|^2 \dots\dots\dots(2.9)$$

Dimana

M adalah panjang citra

N adalah lebar citra

## 2.5 Pencocokkan

Metrika Pencocokkan digunakan untuk menentukan tingkat kesamaan (*similarity degree*) atau atau ketidak samaan (*dissimilarity degree*) dua vektor ciri. Tingkat kesamaan berupa suatu skor dan berdasarkan skor tersebut dua vektor akan dikatakan mirip atau tidak. Pada sistem biometrika, skor tersebut digunakan untuk mengenali (mengklasifikasi) suatu vektor ciri apakah sah atau tidak sah, dengan membandingkannya dengan nilai ambang.

### 2.5.1 Chebyshev Distance

*Chebyshev Distance* juga disebut maximum value disebut maximum value distance, yang memeriksa sebuah magnitude absolute perbedaan 2 vektor. Dari masing–masing nilai perbedaan akan dipilih nilai paling besar untuk dijadikan jarak Chebyshev. Rumus dari jarak Chebyshev (Putra, 2009) adalah sebagai berikut

$$d_{(p,q)} = \max_k (|p_i - q_i|) \dots\dots\dots(2.10)$$

Contoh:

Untuk vektor A dan B berikut:

A = [0,3,4,5]

B = [7,6,3,-1]

Jarak Chebyshev-nya adalah:

$$d_{AB} \approx \max\{|0 - 7|, |3 - 6|, |4 - 3|, |5 + 1|\}$$

$$d_{AB} = \max\{7, 3, 1, 6\} = 7$$

Jarak Chebyshev adalah kasus istimewa dengan =

### 2.5.2 Euclidean Distance

Dalam matematika, *euclidean distance* atau adalah jarak antara dua titik yang dapat diukur dan dihasilkan oleh formula pythagoras. *Euclidean* vector atau sering hanya disebut dengan vector adalah obyek geometri yang memiliki panjang (*magnitude*) dan arah (*direction*). Sedangkan ruang vektor adalah sebuah struktur matematika yang dibentuk oleh sekumpulan vektor. Vektor-vektor tersebut dapat ditambahkan, dikalikan dengan bilangan real dan lain-lain. Sifat jarak *Euclidean* ini cukup sederhana dan setiap titik dianggap mempunyai kontribusi yang sama. Berikut adalah rumus *Euclidean Distance* (Putra, 2009).

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2} \dots\dots\dots(2.11)$$

### Normalized Euclidean Distance

Persamaan Jarak *Euclidean* ternormalisasi (Putra, 2009) dari dua vector ciri  $u$  dan  $v$  adalah:

$$\bar{d}(u, v) = (\sum_i (\bar{u}_i - \bar{v}_i)^2)^{1/2} \dots\dots\dots(2.12)$$

Dengan

$$\bar{u}_i = \frac{u_i}{\|u\|} \dots\dots\dots(2.13)$$

$$\bar{v}_i = \frac{v_i}{\|v\|} \dots\dots\dots(2.14)$$

$\|u\|, \|v\|$  disebut norm dari  $v, u$  yang dinyatakan sebagai:

$$\|v\| = [\sum_i v_i^2] \dots\dots\dots(2.15)$$

Semakin kecil skor  $\bar{d}(u, v)$ , maka semakin mirip kedua vector fitur yang dicocokkan. Sebaliknya, semakin besar skor  $\bar{d}(u, v)$  maka semakin berbeda kedua vector ciri. Sifat dari jarak *Euclidean* ternormalisasi adalah bahwa hasilnya berada pada rentang  $0 \leq \bar{d}(u, v) \leq 2$ . Berikut adalah contoh dari jarak *Euclidean* ternormalisasi dari vector A dan B.

Diketahui:

$$A = [0, 3, 4, 5]$$

$$B = [7, 6, 3, -1]$$

$$\|A\| = [\sum_i A_i^2] = \sqrt{0^2 + 3^2 + 4^2 + 5^2} = \sqrt{50}$$



$$\|B\| = [\sum_i B_i^2] = \sqrt{7^2 + 6^2 + 3^2 + (-1)^2} = \sqrt{95}$$

$$\vec{A} = \left[ \frac{0}{\sqrt{50}}, \frac{3}{\sqrt{50}}, \frac{4}{\sqrt{50}}, \frac{5}{\sqrt{50}} \right] = [0, 0.42, 0.56, 0.7]$$

$$\vec{A} = \left[ \frac{7}{\sqrt{95}}, \frac{6}{\sqrt{95}}, \frac{3}{\sqrt{95}}, \frac{-1}{\sqrt{95}} \right] = [0.72, 0.61, 0.3, -0.1]$$

$$d(\vec{A}, \vec{B}) = \sqrt{(0 - 0.72)^2 + (0.42 - 0.61)^2 + (0.56 - 0.3)^2 + (0.7 + 0.1)^2}$$

$$d(\vec{A}, \vec{B}) = \sqrt{1.25}$$

$$d(\vec{A}, \vec{B}) = 1.11$$

## 2.6 Pengujian Akurasi

Kesalahan pada sistem biometrika dapat terjadi karena dua data biometrika milik orang yang sama tidak selalu mutlak sama. Pengaruh ketidak sempurnaan saat akusisi data, usia, pekerjaan, derau kondisi kesehatan dan lain sebagainya, adalah faktor-faktor yang menyebabkan mengapa dua metrika yang berasal dari orang yang sama tidak selalu mutlak sama. Dalam menarik kesimpulan terhadap akurasi dari performance *Gabor Filter* menggunakan Rasio kesalahan pencocokkan (*Matching Error Rate*) menyatakan probabilitas terjadinya kesalahan pencocokkan pada sistem (Putra, 2009). Terdapat dua jenis rasio kesalahan pencocokkan, yaitu rasio kesalahan kecocokan (*false match rate*) dan rasio kesalahan ketidak cocokkan (*false non match rate*).

### 2.6.1 Rasio Kesalahan Kecocokan

*False Match Rate* (FMR) menyatakan probabilitas sampel dari pengguna cocok dengan acuan yang diambil secara acak milik pengguna yang berbeda. FMR disebut juga *false positive*. Rasio kesalahan kecocokan dihitung dengan rumus (Putra, 2009) berikut

$$\text{Persentase kesalahan kecocokan} = \frac{\sum \text{Data yang cocok}}{\sum \text{Jumlah data Input}} \times 100\% \dots\dots\dots(2.16)$$

### 2.6.2 Rasio Kesalahan Ketidak Cocokan

*False Non Match Rate* (FMR) menyatakan probabilitas sampel dari pengguna tidak cocok dengan acuan lain yang diberikan pengguna yang sama. FNMR disebut juga *false Negative*. Rasio kesalahan ketidak cocokan dihitung dengan rumus (Putra, 2009) berikut

$$\text{Pesentase Kesalahan Ketidakcocokan} = \frac{\Sigma \text{Data yang tidak cocok}}{\Sigma \text{Jumlah data Input}} \times 100\% \dots\dots\dots(2.17)$$

## BAB III

### METODOLOGI PENELITIAN

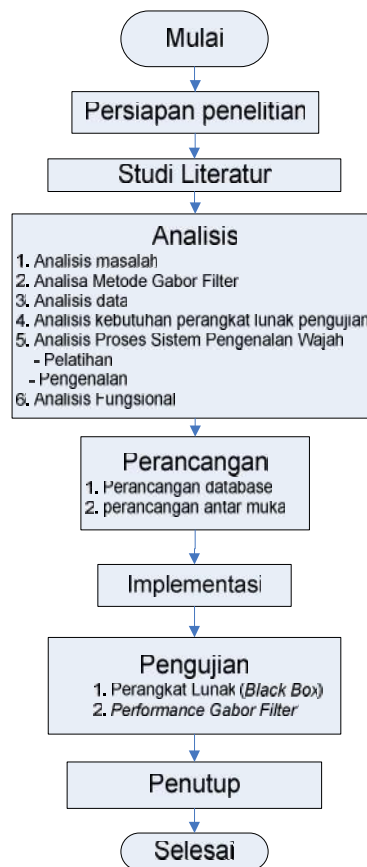
#### 3.1 Data Penelitian

Data untuk penelitian menggunakan 10 orang sampel, dimana masing-masing sampel memiliki 6 sisi, sehingga ada 60 data latih. Dalam Pengambilan data, digunakan peralatan dan setingannya sebagai berikut :

- |  |                    |
|--|--------------------|
| 1. Kamera                              | : Olympus FE-3000  |
| a. Resolusi                            | : 10 megapixel CCD |
| b. Jenis                               | : Ultra Complex    |
| c. Deteksi Wajah                       | : ya               |
| d. Menggunakan Grid                    | : ya               |
| e. Pengaturan                          |                    |
| i. ISO                                 | : 200              |
| ii. Flash                              | : No               |
| iii. Kompilasi cahaya                  | : 0.0              |
| iv. WB ( <i>white balance</i> )        | : Auto             |
| 2. Jarak                               | : 58 cm            |
| 3. Tinggi kamera untuk data horizontal | : 58 cm            |
| 4. Tinggi kamera untuk data vertikal   | : 69 cm            |

#### 3.2 Metodologi Penelitian

Metodologi penelitian merupakan tahapan yang dilakukan oleh peneliti agar peneliti mencapai hasil yang sudah ditargetkan dan agar tidak mengambang. Metodologi penelitian yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari langkah-langkah berikut:



Gambar 3.1. Metodologi Penelitian

Berikut adalah penjelasan dari masing-masing dari Gambar 3.1.

### 3.3 Persiapan Penelitian

Dalam sebuah penelitian perlu dilakukan sebuah persiapan agar sebuah penelitian dapat berjalan dengan lancar dan tidak mengambang. Dalam persiapan penelitian ini ada beberapa point penting yang dilakukan oleh penulis, beberapa point penting tersebut adalah:

1. Menentukan tujuan dan ruang lingkup penelitian
2. Menentukan latar belakang
3. Mencari landasan teori/tinjauan pustaka

### 3.4 Studi Literatur

Pada penelitian ini penulis melakukan studi terhadap penelitian terdahulu. tentang pengenalan wajah menggunakan metode *Gabor Filter*, sistem biometrika

menggunakan metode *Gabor Filter* seperti suara, sidik jari, dan geometri tangan, *image processing*, ekstraksi ciri, dan beberapa penelitian lainnya.

### **3.5 Analisis**

Dilakukan analisis terhadap data, kebutuhan perangkat lunak, metode, *database* untuk mengetahui semua kebutuhan dan ruang lingkup untuk kelanjutan penelitian. Berikut rincian dari tahapan analisis.

#### **3.5.1 Analisis Masalah**

Pada penelitian ini dilakukan analisis terhadap masalah yang menjadi pokok bahasan pada penelitian ini. Masalah tersebut akan ditelaah serta diuraikan hubungan antar bagian untuk memperoleh pengertian yang tepat dan pemahaman keseluruhan.

#### **3.5.2 Analisis Metode *Gabor Filter***

Pada Penelitian ini dilakukan analisis terhadap metode *Gabor Filter*, dan cara kerja metode *Gabor Filter*. Ditelaah bagaimana cara membangun fungsi *Gabor Filter* tersebut.

#### **3.5.3 Analisis Data**

Pada tahap analisis data ini akan dianalisis data-data apa saja yang dibutuhkan dalam penelitian ini, berikut rincian data-data yang dibutuhkan.

1. Data latih (untuk di dalam *database*).

Data latih yaitu data yang dilatih untuk disimpan ke dalam *database*. Data latih yang dilatih memiliki orientasi sudut wajah  $0^0$ ,  $45^0$  dan  $90^0$  horizontal dan vertikal.

2. Data uji (data query) merupakan data masukan yang akan dicocokkan dengan *database*. Data uji merupakan data citra wajah dengan sudut yang berbeda dan variasi lainnya.

.

#### **3.5.4 Analisis Kebutuhan Perangkat Lunak Pengujian**

Untuk perangkat lunak pengujian akan dibangun menggunakan bahasa pemrograman MATLAB R2008b, karena dengan menggunakan bahasa pemrograman MATLAB R2008b akan memudahkan dalam pengelolaan data citra yang berbentuk matriks.

#### **3.5.5 Analisis Proses Sistem Pengenalan Wajah**

Pada tahapan ini akan dianalisis proses pada sistem pengenalan wajah. Analisis ini bertujuan untuk mengkaji dan menguraikan proses yang terdapat pada sistem pengenalan wajah ini. Pada proses pengenalan wajah terdapat dua proses besar, masing-masing proses tersebut akan ditelaah dan dikaji semua sub-prosesnya dan semua hal yang berkaitan dengan kedua proses tersebut, dua proses tersebut adalah:

1. Proses Pelatihan. Proses pelatihan yaitu proses melatih data yang akan disimpan didalam *database*.
2. Proses pengenalan. Proses pengenalan yaitu proses pencocokkan data uji dengan data latih, dengan cara menghitung perbandingan ciri masing-masing data.

#### **3.5.6 Analisis Fungsional**

Pada tahapan penelitian ini dilakukan analisis terhadap fungsional perangkat lunak pengujian. Analisis ini bertujuan untuk mengetahui semua data yang dibutuhkan, data yang diproses, proses perangkat lunak, dan informasi yang berhubungan dengan perangkat lunak pengujian. Analisis ini sekaligus memberi gambaran terhadap perangkat lunak yang dibangun, dan memudahkan dalam merancang dan membangun perangkat lunak pengujian tersebut.

### **3.6 Perancangan**

Pada tahap perancangan ini dilakukan perancangan terhadap sistem yang akan dibangun, setelah dilakukan analisis data *input*, pra-pemrosesan, proses pemunculan ciri, dan *output*, kemudian dirancang sistem yang akan dibangun

agar sistem yang dibangun sesuai dengan tujuan, berikut adalah tahap-tahap yang dilakukan:

1. Perancangan *database*
2. Perancangan antar muka

### 3.7 Implementasi

Pada tahapan ini, penulis akan mengimplementasikan sistem yang telah dirancang. Berikut perangkat penelitian yang digunakan untuk aplikasi yang terdiri dari perangkat keras dan perangkat lunak.

Perangkat keras

1. Memori : 1919 MB RAM
2. *Processor* : Intel® core™2 Duo CPU T6600 @2.20GHz(2 CPU)

Perangkat lunak

1. Sistem operasi : Microsoft Windows XP Professional (5.1, build 2600)
2. Bahasa pemrograman : MATLAB R2008b.
3. *Database* : MySql 3.23.32

### 3.8 Pengujian

Pada tahapan ini, penulis akan menguji sistem yang telah diimplementasikan apakah sesuai dengan rancangan yang telah ditetapkan, berikut hal penting dalam pengujian.

1. Pengujian perangkat lunak, menguji apakah perangkat lunak yang dibangun sesuai dengan rancangan dan keluaran yang diharapkan.
2. Pengujian *performance* Metode *Gabor Filter* dan Ekstraksi ciri energi melalui:
  - a. Pengaruh latar foto (latar hitam dan putih), untuk mengetahui pengaruh latar terhadap pengenalan.
  - b. Pengaruh tahap pra-pemrosesan (tanpa perataan Histogram), untuk mengetahui pengaruh tahap pra-pemrosesan terhadap pengenalan.

- c. Penghitungan akurasi *performance Gabor Filter*, menguji akurasi berdasarkan probabilitas kemunculan.

### **3.9 Penutup**

Pada tahapan ini ditarik kesimpulan terhadap penelitian yang telah dilakukan dan dikemukakan beberapa saran untuk penelitian selanjutnya.



## **BAB IV**

### **ANALISIS DAN PERANCANGAN**

#### **4.1 Analisis**

Analisis adalah penguraian suatu pokok atas berbagai bagiannya dan penelaahan bagian itu sendiri serta hubungan antar bagian untuk memperoleh pengertian yang tepat dan pemahaman arti keseluruhan (Dendy, 2008). Analisis yang dilakukan dalam penelitian ini bertujuan untuk memperoleh pengertian yang tepat dan pemahaman keseluruhan terhadap masalah, data, proses dan semua hal yang terkait dalam penelitian. Berikut adalah uraian hasil analisis terhadap masing-masing permasalahan.

##### **4.1.1 Analisis Masalah**

Wajah adalah ciri biometrik yang efisien digunakan untuk pengidentifikasian dan pengenalan identitas seseorang karena data relatif mudah didapatkan dibanding karakteristik unik lainnya yaitu retina mata, sidik jari dan DNA. Relatif mudahnya mengambil data wajah disebabkan oleh karena saat pengeidentifikasian seseorang tidak perlu harus mendatangkan orang yang bersangkutan atau harus memiliki alat khusus untuk pengambilan data seperti DNA, Retina, Sidik jari. Sebab dalam beberapa keadaan, sulit untuk mendatangkan seseorang untuk mengambil data tersebut.

Wajah masih merupakan kebutuhan untuk mendukung pengidentifikasian seseorang. Sebab wajah adalah hal pertama yang bisa dikenali secara umum ketika bertemu dengan seseorang. Untuk itu pengenalan wajah sudah merupakan hal yang menjadi kebutuhan di bidang keamanan dan forensik, misalnya di tempat-tempat umum seperti bandara, stasiun, bahkan ada yang memasang untuk di rumah pribadi.

Telah diketahui data wajah dari satu orang bisa saja bervariasi, disebabkan oleh sisi (sudut) wajah yang tertangkap kamera tidak hanya tampak depan tetapi bervariasi, juga ekspresi dan atribut wajah lainnya seperti kumis dan jenggot. Bervariasinya data wajah dari seseorang merupakan sebuah masalah dalam

mengenali identitas dengan wajah, maka diperlukan sebuah penelitian untuk mengetahui kemampuan dan kelemahan pengenalan wajah dengan bervariasinya data wajah. Untuk itu dilakukan pengujian untuk mengenali wajah dengan sudut yang berbeda dan beberapa variasi lainnya.

#### 4.1.2 Analisis Metode *Gabor Filter*

Kemampuan sistem visual manusia dalam membedakan berbagai tekstur didasarkan atas kapabilitas dalam mengidentifikasi berbagai frekuensi dan orientasi spasial dari tekstur yang diamati. *Gabor Filter* merupakan salah satu filter yang mampu mensimulasikan karakteristik sistem visual manusia dalam mengisolasi frekuensi dan orientasi tertentu dari citra. Karakteristik ini membuat *Gabor Filter* sesuai untuk aplikasi pengenalan tekstur dalam *computer vision*.

Secara spasial, sebuah fungsi Gabor merupakan *Sinusoidal* pada frekuensi dan orientasi tertentu yang dimodulasi oleh fungsi *Gauss envelope*. Frekuensi dan orientasi mendefinisikan lokasi pusat filter. Jika semua *Gabor Filter* dengan variasi panjang gelombang dan orientasi diterapkan pada satu titik tertentu  $(x,y)$ , maka didapatkan banyak respon *filter* untuk titik tersebut. Orientasi dan frekuensi akan memiliki nilai yang berbeda pada kasus yang berbeda, untuk memfilter wajah maka digunakan 5 frekuensi ( $u = 0, 1, 2, 3, 4, 5$ ) dan 8 orientasi ( $\theta = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7$ ). Berikut contoh perhitungan membangun fungsi *Gabor Filter*.

$$G(x, y, \theta, u, \sigma) = \frac{1}{2 \cdot \pi \cdot \sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2 + y^2}{2 \cdot \sigma^2}\right\} \exp\{2 \cdot \pi \cdot i(u \cdot x \cdot \cos\theta + u \cdot y \cdot \sin\theta)\}$$

Dimana:

$$i = \sqrt{-1}$$

$u$  adalah frekuensi dari gelombang sinusoidal

$\theta$  adalah kontrol terhadap orientasi dari fungsi Gabor

$\sigma$  standar deviasi *Gaussian Envelope*

$x,y$  adalah koordinat dari *Gabor Filter*

Dimana:

$$\begin{aligned} x &= 1 & u &= 1 \\ y &= 1 & &= 0.25 \\ &= 0 \end{aligned}$$

Berikut perhitungan pada frekuensi dan orientasi untuk  $u = 0$  dan  $\theta = 1$  untuk membangun *Gabor Filter*. Satu *Gabor Filter* terdiri atas 16384 piksel. Berikut contoh perhitungan membangun *Gabor Filter* untuk satu piksel yaitu (1,1).

$$G(x, y, \theta, u, \sigma) = \frac{1}{2 \cdot \pi \cdot \sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2 + y^2}{2 \cdot \sigma^2}\right\} \exp\{2 \cdot \pi \cdot i(u \cdot x \cdot \cos\theta + u \cdot y \cdot \sin\theta)\}$$

$$G(x, y, \theta, u, \sigma) = \frac{1}{2 \cdot (3,14) \cdot (0.25^2)} \exp\left\{-\frac{1^2 + 1^2}{2 \cdot (0.25^2)}\right\} \exp\{2 \cdot (3,14) \cdot (\sqrt{-1})(1 \cdot 1 \cdot \cos 0 + 1 \cdot y \cdot \sin 0)\}$$

$$G(x, y, \theta, u, \sigma) = \frac{1}{0.3925} \exp\{-16\} \exp\{2 \cdot (3,14) \cdot (\sqrt{-1})(1 \cdot 1 \cdot 1 + 1 \cdot 1 \cdot 0)\}$$

$$G(x, y, \theta, u, \sigma) = 2.5478 \exp\{-16\} \exp\{2 \cdot (3,14) \cdot (\sqrt{-1})(1)\}$$

$$G(x, y, \theta, u, \sigma) = 2.5478 \cdot \exp\{-16\} \exp\{0 + 6.2800i\}$$

$$G(x, y, \theta, u, \sigma) = 2.8672e - 007 - 9.1328e - 010i$$

$$\text{real } G(x, y, \theta, u, \sigma) = 2.8672e - 007 \text{ #intensitas piksel real pada piksel (1,1)}$$

$$\text{imaginar } G(x, y, \theta, u, \sigma) = -9.1328e - 010 \text{ #intensitas piksel imajiner pada piksel (1,1)}$$

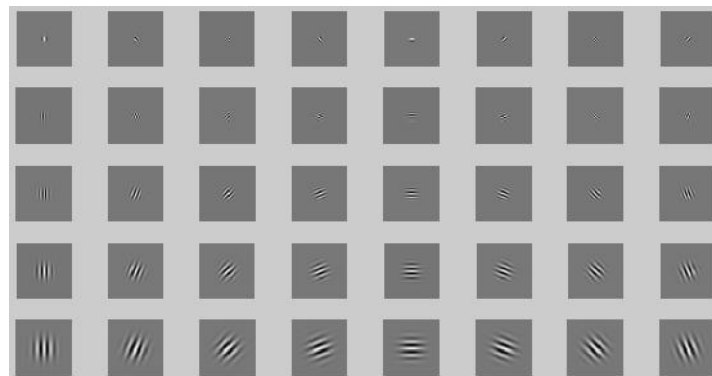
Kemudian Dilakukan Perhitungan hingga 16384 piksel (128,128), Berikut *Gabor Filter* pada orientasi dan frekuensi untuk  $u = 0$  dan  $\theta = 1$ , setelah dilakukan perhitungan.



Gambar 4.1 *Gabor Filter* Pada Frekuensi 0 dan Orientasi 1

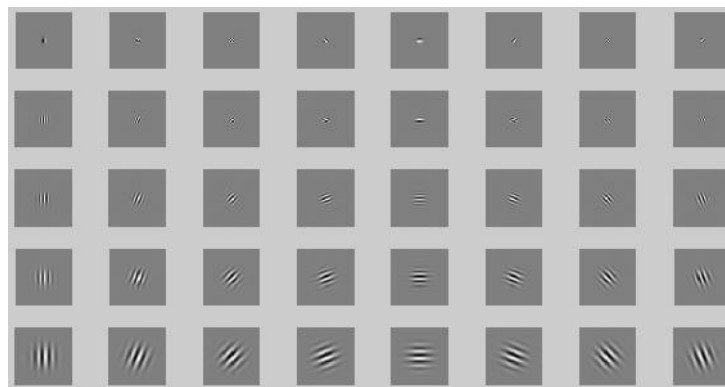
*Gabor Filter* Secara keseluruhan (5 frekuensi dan 8 orientasi)

Real



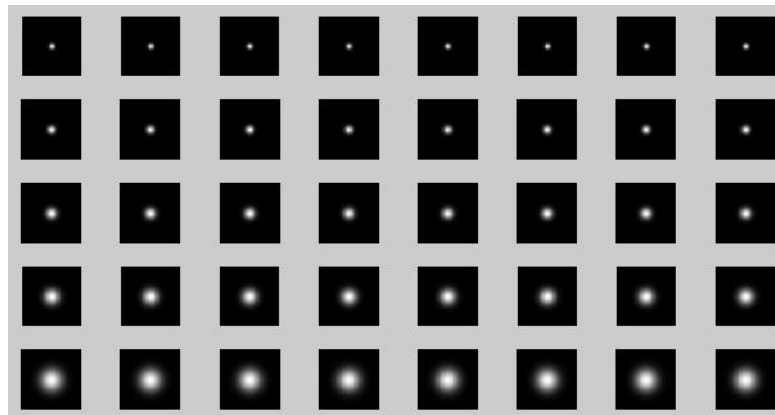
Gambar 4.2 *Gabor Filter* Real

Imajiner



Gambar 4.3 *Gabor Filter* Imajiner

Magnitude merupakan nilai kompleks *Gabor Filter*, penjumlahan filter imajiner dan real  $output = \sqrt{imaginer^2 + real^2}$



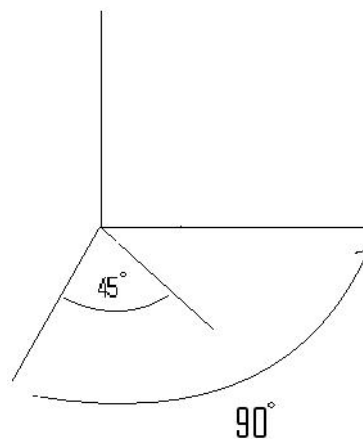
Gambar 4.4 *Magnitude*

### 4.1.3 Analisis Data

Pada tahap analisis data ini akan dilakukan analisis terhadap sudut pengambilan data wajah yang dibutuhkan dalam penelitian ini. Bertujuan agar penelitian tetap pada ruang lingkup yang telah ditentukan,

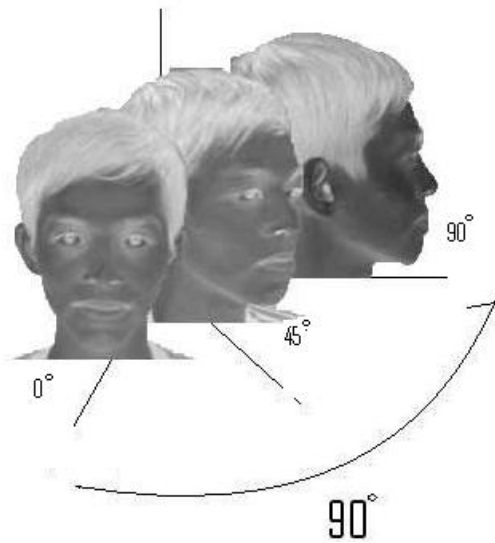
#### 4.1.3.1 Sudut Pengambilan Data

Penentuan sudut pandang pengambilan wajah berdasarkan sudut lingkaran  $0^{\circ}$ ,  $45^{\circ}$  dan  $90^{\circ}$  dan berlawanan arah jarum jam. Penetapan ini bertujuan untuk adanya keseragaman data, yang digambarkan sebagai berikut.



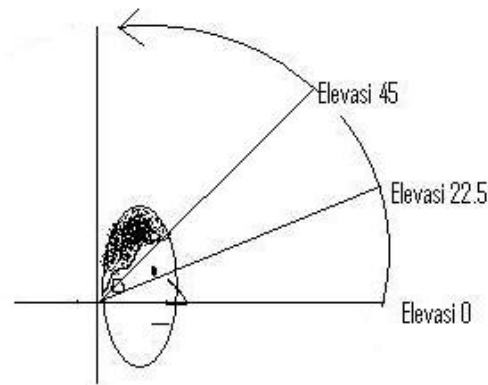
Gambar 4.5 Putaran Posisi Sudut

Maka data yang diambil berdasarkan putaran sudut  $0^{\circ}$ ,  $45^{\circ}$  dan  $90^{\circ}$ . Seperti digambarkan pada Gambar 4.6 Berikut.



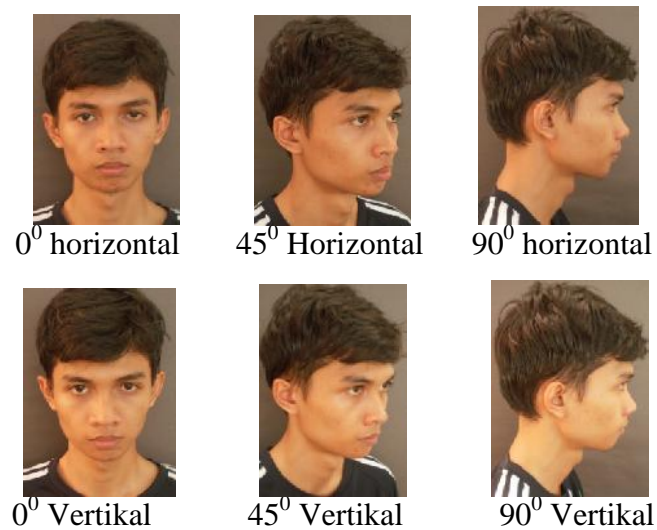
Gambar 4.6 Pengambilan Gambar Pada Tiga Posisi Sudut

Untuk pengambilan data horizontal dan vertikal dilakukan dengan sudut elevasi yang telah ditentukan. Untuk data  $0^0$ ,  $45^0$ ,  $90^0$  horizontal diambil melalui sudut elevasi  $0^0$  dan untuk data  $0^0$ ,  $45^0$ ,  $90^0$  vertikal diambil melalui sudut elevasi  $22.5^0$ .



Gambar 4.7 Sudut Elevasi Pengambilan Data

Berikut contoh pengambilan citra pada masing-masing sudut:



Gambar 4.8 Pengambilan Citra Pada Sudut Horizontal dan Vertikal

#### 4.1.3.2 Data yang dibutuhkan

Dalam Penelitian ini data yang dibutuhkan adalah sebagai berikut.

1. Data latih (*Database*).

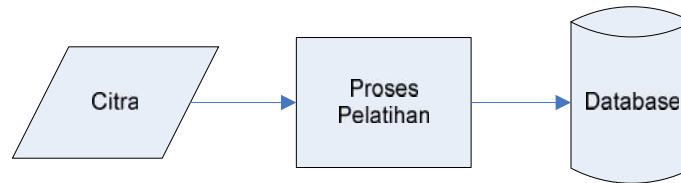
Data latih yaitu data yang dilatih untuk disimpan ke dalam *database*. Data latih yang disimpan memiliki orientasi sudut wajah  $0^{\circ}$ ,  $45^{\circ}$ ,  $90^{\circ}$  horizontal dan vertikal data yang dilatih berasal dari 10 orang sampel, sehingga *database* menyimpan 60 data latih.

2. Data uji (*data query*) merupakan data masukan yang akan dicocokkan dengan *database*. Data uji merupakan data citra wajah dengan sudut pandang yang berbeda.

#### 4.1.4 Analisis Kebutuhan Perangkat Lunak Pengujian

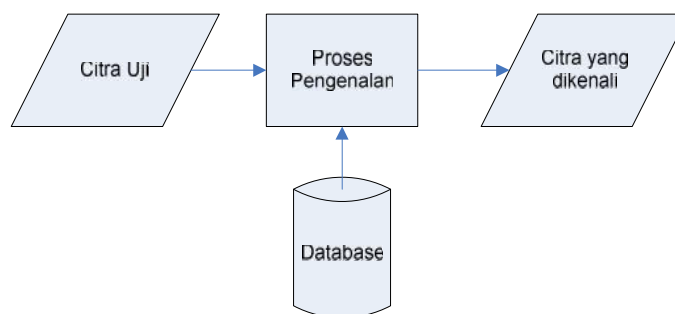
Untuk perangkat lunak pengujian akan dibangun menggunakan bahasa pemrograman MATLAB R2008b, karena dengan menggunakan bahasa pemrograman MATLAB R2008b akan memudahkan dalam pengelolaan data citra yang berbentuk matriks. Sistem yang dibuat adalah sistem pengenalan wajah, pada sistem terdapat dua modul utama yaitu pelatihan data dan pengenalan.

Modul pelatihan merupakan sebuah proses yang bertujuan untuk menyimpan data. Berikut diagramnya



Gambar 4.9 Diagram Modul Pelatihan

Modul pengenalan merupakan sebuah proses yang bertujuan untuk menemukan data latih yang memiliki kesamaan dengan data uji dengan cara membandingkan nilai vektor ciri data latih dengan nilai vektor ciri data uji. Berikut diagram untuk modul pengenalan



Gambar 4.10 Diagram Modul Pengenalan

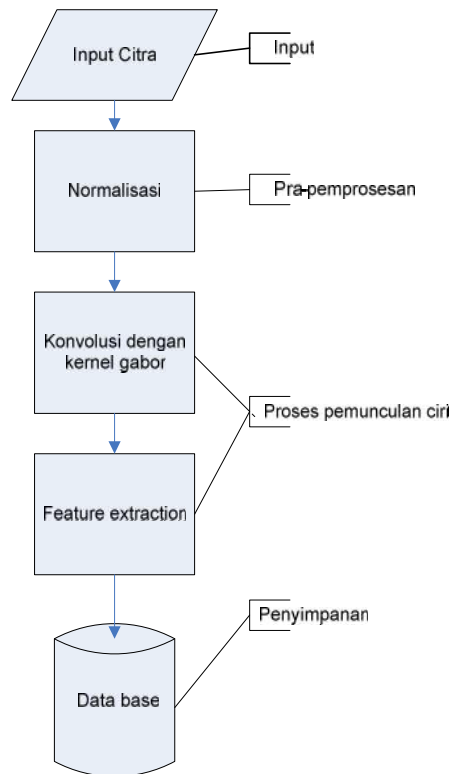
#### 4.1.5 Analisis Proses Sistem Pengenalan Wajah

Pada proses sistem pengenalan wajah, terdapat dua proses besar yaitu proses Pelatihan dan proses Pengenalan. Berikut analisis pada masing-masing proses tersebut.

##### 4.1.5.1 Proses Pelatihan

Dalam proses pelatihan terdapat subproses yang dibagi menjadi empat proses besar yaitu: *Input*, Pra-pemrosesan, Proses Pemunculan Ciri, Penyimpanan.





Gambar 4.11 Proses Pelatihan

Dari Gambar 4.11 dapat dilihat proses pelatihan data. Berikut Uraian pada masing masing proses.

### 1. *Input*

*Input* citra merupakan tahapan awal dari semua proses, *input* citra merupakan sebuah tahap pembacaan citra oleh perangkat lunak pengujian. Citra yang menjadi masukan harus dengan format RGB (*Red Green Blue*) sebab citra tersebut akan dikonversi ke format *Grayscale*.

### 2. **Pra-pemrosesan**

Normalisasi merupakan tahap penyederhanaan nilai piksel seperti ukuran dan intensitas piksel. Normalisasi bertujuan agar citra yang akan diproses dalam tahap pemunculan ciri dan pengenalan dapat menghasilkan nilai yang akurat, karena akan mempengaruhi nilai vektor ciri dan berpengaruh besar dalam proses akhir.

Tahapan normalisasi yang digunakan yaitu:

- a. *Crooping* dan *resizing*. *Crooping* atau pemotongan bagian citra wajah bertujuan mengeliminasi bagian selain citra wajah seperti latar belakang. *Resizing* adalah mengubah ukuran citra yang beragam ke ukuran 128 x 128 piksel. Bertujuan agar data seluruh wajah dapat difilter oleh *Gabor Filter* yang berukuran 128 x 128 piksel
- b. *Grayscale*. Merubah citra format RGB ke format *grayscale* bertujuan menyederhanakan intensitas piksel.
- c. *Histogram Equalization* (Perataan histogram), bertujuan menajamkan tekstur citra dan mendapatkan histogram yang merata.

### **3. Proses Pemunculan Ciri**

Ciri merupakan sebuah nilai penting yang berfungsi sebagai pembeda antara sebuah objek dengan objek lainnya. Proses pemunculan ciri merupakan sebuah proses penting dalam pengenalan wajah. Pada penelitian ini proses pemunculan ciri terbagi atas dua tahap yaitu:

- a. Konvolusi Citra Dengan *Gabor Filter*
- b. Ekstraksi ciri dengan Ciri Energi.

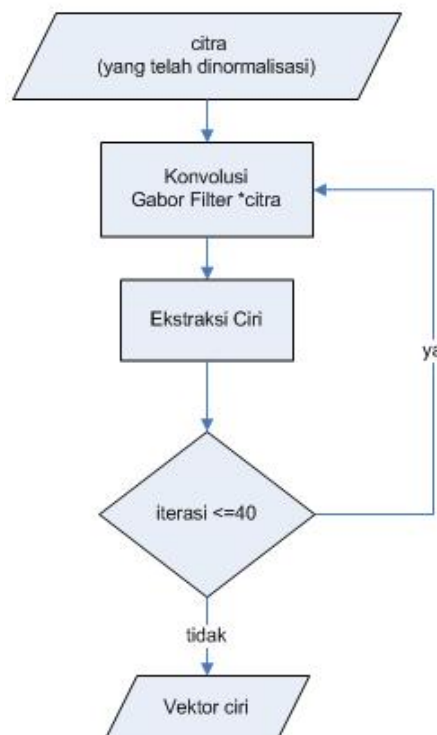
#### **a. Konvolusi Citra Dengan *Gabor Filter***

*Gabor Filter* adalah filter linier yang digunakan dalam mengekstraksi fitur wajah sebagai detektor ciri, bertujuan untuk memunculkan ciri yang dimiliki oleh sebuah objek. Dalam penerapannya *Gabor Filter* memiliki alur kerja untuk memunculkan ciri dari citra yang difilter. Untuk memunculkan ciri wajah manusia digunakan lima frekuensi dan delapan orientasi (dijelaskan di sub-bab analisis metode *Gabor Filter* 4.1.2), karena dengan lima frekuensi dan delapan orientasi telah mewakili visual manusia. Berikut adalah alur kerja metode *Gabor Filter*.

Tahapan konvolusi dan mendapatkan vektor ciri dijelaskan sebagai berikut.

1. Citra yang akan dikonvolusi telah dinormalisasi pada tahap pra-pemrosesan. Citra masukan berukuran 128x128 piksel, *grayscale* dan memiliki histogram yang merata
2. Fungsi *Gabor Filter* dibangun dan digunakan untuk proses konvolusi dengan citra masukan. Gabor Filter memiliki 5 frekuensi dan 8 orientasi, sehingga menghasilkan 40 *Gabor Filter* yang akan dikonvolusi dengan citra.
3. Pada tahap konvolusi masing masing *Gabor Filter* dikonvolusi dengan citra, sehingga menghasilkan 40 *Gabor Response* yang dikonversi ke 40 *Magnitude Response*.
4. Kemudian ciri disetiap 40 *Magnitude Response* diekstraksi ciri menggunakan ekstraksi ciri energi.

Dari Gambar 4.12 Berikut dapat dilihat alur kerja konvolusi citra dengan *Gabor Filter* hingga mendapatkan nilai vektor ciri.



Gambar 4.12 Proses konvolusi *Gabor Filter* dan Ekstraksi Ciri

#### **b. Ekstraksi ciri (*featured extraction*) Dengan Ciri Energi**

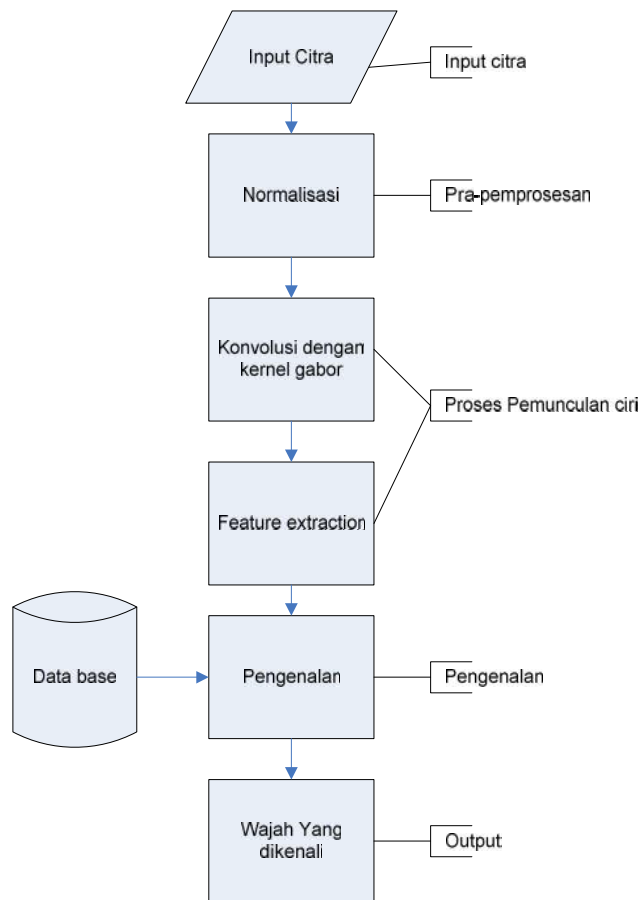
Ekstraksi ciri merupakan sebuah tahapan pengambilan ciri (nilai) objek. Pada penelitian ini digunakan ekstraksi ciri energi yang berfungsi untuk mengambil nilai dari tekstur yang ditampilkan dari hasil konvolusi citra dengan *Gabor Filter* yaitu *Gabor Response* yang dikonversi ke bilangan kompleks yaitu *Magnitude Response*. Fungsi ekstraksi ciri membaca nilai rata-rata tekstur dari sebuah *Magnitude Response*, sehingga dari 40 *Magnitudes Response* dihasilkan 40 vektor ciri. Nilai vektor ciri tersebut kemudian disimpan ke dalam *database*.

#### **4. Penyimpanan**

Setelah didapatkan nilai vektor ciri, maka dilakukan penyimpanan ke dalam *database*. Satu citra data latih memiliki 40 nilai vektor ciri. Data yang disimpan di dalam *Database* ada dua macam yaitu. Citra wajah dengan format *Grayscale* dengan ukuran 128x128 piksel, dan nilai vektor ciri yang merupakan hasil dari ekstraksi ciri.

##### **4.1.5.2 Proses Pengenalan**

Proses yang kedua yaitu proses pengenalan. Proses pengenalan berfungsi untuk menemukan data latih yang memiliki kesamaan dengan data uji dengan cara membandingkan nilai vektor ciri data latih dengan data uji. Pada proses Pengenalan terdapat subproses yang dibagi menjadi lima proses besar yaitu *input*, pra-pemrosesan, proses pemunculan ciri, pengenalan, *output*. Berikut alur proses Pengenalan.



Gambar 4.13. Proses Pengenalan

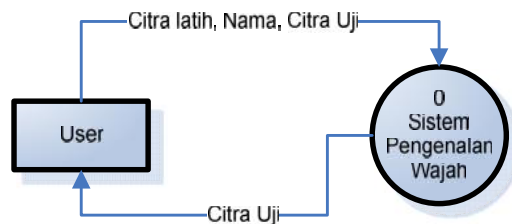
Dari Gambar 4.13 dapat dilihat proses pengenalan secara keseluruhan. Subproses pada proses Pengenalan seperti *input*, pra-pemrosesan dan pemunculan ciri memiliki subproses yang sama dengan subproses diproses Pelatihan (*input*, Pra-pemrosesan, pemunculan ciri). Pada proses pengenalan tidak terdapat subproses penyimpanan sebab nilai vektor ciri data uji pada proses pengenalan hanya dibandingkan dengan nilai vektor data latih untuk menemukan data yang mirip. Pada subproses pengenalan akan dilakukan perulangan sebanyak jumlah data latih yang ada di *Database*. Pengenalan dilakukan dengan metode *Euclidean distance*. Data yang dikenali yaitu data yang memiliki nilai *Euclidean distance* yang paling minimum dan di dalam *range* tertentu .

#### 4.1.6 Analisis Fungsional

Perangkat Lunak Pengujian merupakan sebuah sistem sederhana yang digunakan untuk pengujian. Dalam pembangunan diperlukan gambaran alur data yang dibutuhkan dan diolah, agar dapat menggambarkan semua pihak, proses yang berhubungan dan data yang dibutuhkan. Berikut gambar alur data dan proses secara keseluruhan untuk perangkat lunak pengujian pengenalan wajah.

##### 4.1.6.1 Konteks Diagram

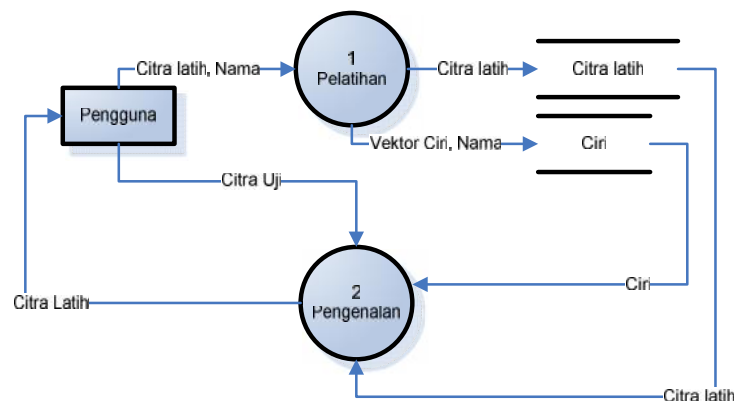
Konteks diagram pada Gambar 4.14 dibawah ini menggambarkan alur, proses, data yang dibutuhkan dan data yang merupakan hasil dari proses (informasi) dari perangkat lunak pengujian pengenalan wajah menggunakan metode *Gabor Filter*.



Gambar 4.14 Konteks Diagram

##### 4.1.6.2 DFD Level 1

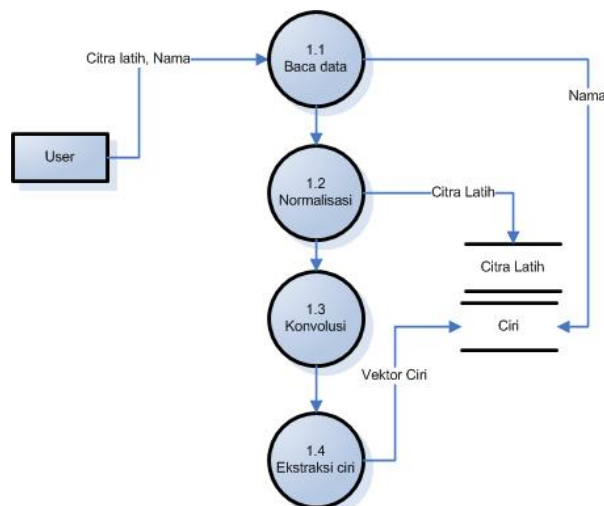
Berikut adalah DFD level 1 dari sistem pengenalan wajah dengan metode *Gabor Filter*. Terdapat dua proses besar yaitu Pelatihan dan pengenalan. Berikut terlihat Alur data, proses, pengguna dan data store.



Gambar 4.15 DFD Level 1

#### 4.1.6.3 DFD Level 2 Pelatihan

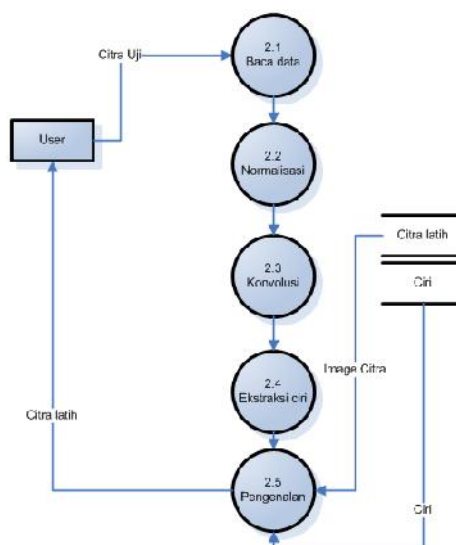
Pada Gambar 4.16 adalah DFD level 2 dari Pelatihan. Pelatihan memiliki empat proses secara umum. Yaitu Baca data (*input data*), Normalisasi, Konvolusi, Ekstraksi ciri.



Gambar 4.16 DFD Level 2 Pelatihan

#### 4.1.6.4 DFD Level 2 Pengenalan

Gambar 4.17 adalah DFD level 2 dari proses pengenalan (proses 2) pada DFD level 1. Merupakan rincian tentang proses yang ada pada proses pengenalan dimana memiliki lima proses yaitu baca data (*input citra*), Normalisasi, Konvolusi, ekstraksi ciri, pengenalan.



Gambar 4.17 DFD Level 2 Pengenalan

## 4.2 Perancangan

Perancangan merupakan sebuah tahapan mengkonversikan elemen-elemen analisis ke dalam hal yang berbentuk teknis. Bertujuan untuk mewujudkan perangkat lunak yang sesuai dengan analisis kebutuhan dan bertujuan untuk memastikan semua hal yang dibutuhkan tidak terlupakan.

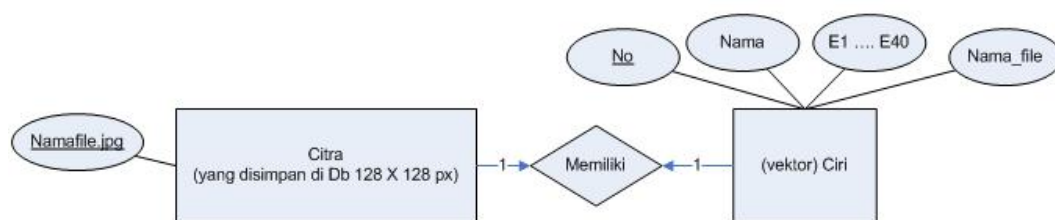
### 4.2.1 Rancangan Database

*Database* merupakan tempat penyimpanan, untuk penyimpanan sistem pengenalan wajah terdapat dua macam data penyimpanan:

1. Citra latih yang merupakan data yang berbentuk digital dengan ukuran 128 x128 piksel disimpan di *directory* sama dengan *directory* program.
2. Nilai vektor ciri merupakan data yang berbentuk desimal, disimpan dalam *Database* MySql dengan port 3306.

#### 4.2.1.1 Entity Relationship Diagrams (ERD)

Gambar 4.18 merupakan rancangan *database* yang digunakan. *Database* ini terdiri dari dua komponen dimana sebagai *foreign key*-nya adalah nama file citra, yang menyatakan hubungan antara kedua *database*. 40 nilai vektor ciri disimpan pada *field* E1 sampai E40.



Gambar 4.18 ERD

#### 4.2.1.2 Rancangan Tabel

Tabel 4.1 merupakan rancangan table *Database* yang menampung nilai vektor ciri hasil ekstraksi ciri. Terdapat empat puluh tiga *field* yang digunakan untuk menyimpan nilai vektor ciri dari data latih yang kemudian digunakan untuk perbandingan dan pencocokkan dengan data uji.



Tabel 4.1 Rancangan *Database*

<b>NO</b>	<b>Field</b>	<b>Jenis</b>	<b>Null</b>	<b>Keterangan</b>
1	No	Integer(11)	Tidak	Auto increment
2	Nama	Varchar(30)	Tidak	
3	E1	Double	Tidak	
4	E2	Double	Tidak	
5	E3	Double	Tidak	
6	E4	Double	Tidak	
7	E5	Double	Tidak	
8	E6	Double	Tidak	
9	E7	Double	Tidak	
10	E8	Double	Tidak	
11	E9	Double	Tidak	
12	E10	Double	Tidak	
13	E11	Double	Tidak	
14	E12	Double	Tidak	
15	E13	Double	Tidak	
16	E14	Double	Tidak	
17	E15	Double	Tidak	
18	E16	Double	Tidak	
19	E17	Double	Tidak	
20	E18	Double	Tidak	
21	E19	Double	Tidak	
22	E20	Double	Tidak	
23	E21	Double	Tidak	
24	E22	Double	Tidak	
25	E23	Double	Tidak	
26	E24	Double	Tidak	
27	E25	Double	Tidak	
28	E26	Double	Tidak	

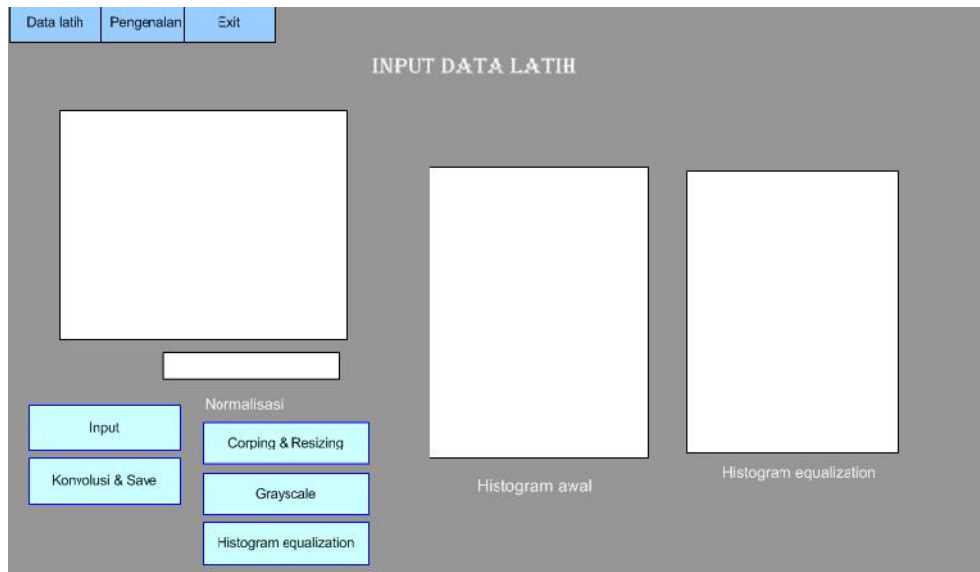
29	E27	Double	Tidak	
30	E28	Double	Tidak	
31	E29	Double	Tidak	
32	E30	Double	Tidak	
33	E31	Double	Tidak	
34	E32	Double	Tidak	
35	E33	Double	Tidak	
36	E34	Double	Tidak	
37	E35	Double	Tidak	
38	E36	Double	Tidak	
39	E37	Double	Tidak	
40	E38	Double	Tidak	
41	E39	Double	Tidak	
42	E40	Double	Tidak	
43	Nama_file	Varchar(20)	Tidak	

#### **4.2.2 Antar Muka**

Merupakan alat komunikasi antara pengguna dan sistem, agar sistem lebih mudah dan bisa dipergunakan oleh pengguna. Berikut rancangan antara muka untuk sistem pengenalan wajah.

##### **4.2.2.1 Antar Muka Pada Pelatihan**

Gambar 4.19 adalah antar muka dari proses Pelatihan, pada proses data latih terdapat beberapa menu yang menunjukkan proses yang terjadi pada proses Pelatihan.



Gambar 4.19 Antar Muka Pelatihan

Keterangan Menu dari Gambar 4.19 adalah:

1. Menu *Input*

Membaca gambar dari media penyimpanan.

2. Kolom Normalisasi

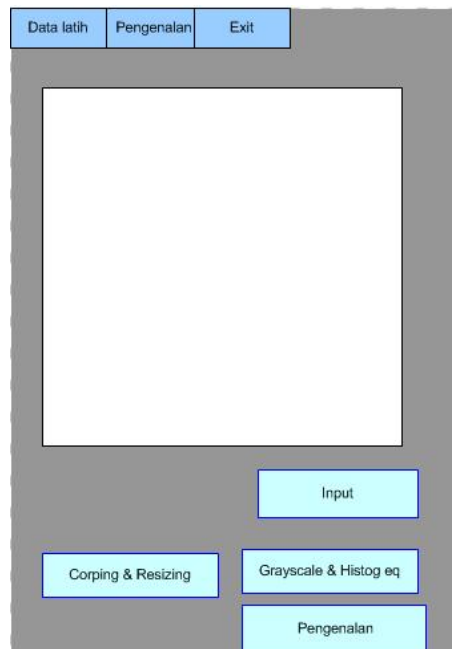
Pada kolom Normalisasi ditampilkan tiga tahap Normalisasi yang akan ditampilkan di kolom gambar. Dengan tiga menu yaitu *Cropping* dan *Resizing*, *Grayscale*, Perataan Histogram.

3. Menu Konvolusi dan simpan

Pada menu Konvolusi dan simpan akan ditampilkan hasil konvolusi gambar ditampilkan pada jendela baru dan langsung disimpan.

#### 4.2.2.2 Antar Muka Pada Menu Pengenalan

Gambar 4.20 berikut adalah antarmuka pada proses pengenalan. Pada proses pengenalan hanya terdapat dua menu sedangkan proses yang dilakukan tidak ditunjukkan karena proses yang ada sama dengan proses Pelatihan, sehingga yang menjadi fokus pada proses pengenalan adalah informasi yang dihasilkan dari proses tersebut.



Gambar 4.20 Antar Muka Pengenalan

Keterangan Menu dari Gambar 4.20 adalah

1. Menu *Input*

Menu *input* yaitu mencari dan membaca gambar dari media penyimpanan.

2. Menu pengenalan

Menu Pengenalan merupakan pencocokkan citra yang dimasukkan dengan citra yang ada di *database*. Pada proses pengenalan proses yang dilakukan sama dengan proses yang dilakukan di menu data latih. Namun proses yang ditunjukkan hanya hasil akhir ditampilkan pada jendela baru.

## BAB V

### IMPLEMENTASI

#### 5.1 Pengertian dan Tujuan Implementasi

Implementasi merupakan tahap perancangan dan pembuatan aplikasi dari sistem yang telah dianalisa. Nantinya akan diketahui apakah sistem yang dibuat dapat menghasilkan tujuan yang diharapkan atau tidak. Pada tahap ini difokuskan kepada bahasa pemrograman yang sesuai sehingga akan diperoleh hasil yang diinginkan. Sistem ini akan dibangun dengan bantuan aplikasi Bahasa Pemrograman MATLAB R2008b dan *Database Management System (DBMS)* MySQL. Adapun tujuan dari implementasi adalah sebagai berikut:

1. Menyelesaikan desain sistem yang telah ada dalam dokumen perancangan.
2. Menguji dan mendokumentasikan program atau prosedur dari dokumen perancangan sistem yang telah disetujui.

#### 5.2 Lingkungan Operasional dan Pengembangan

Pada prinsipnya setiap desain sistem yang telah dirancang memerlukan sarana pendukung yaitu berupa peralatan-peralatan yang sangat berperan dalam menunjang penerapan sistem yang didesain terhadap pengolahan data. Komponen yang dibutuhkan antara lain *hardware*, yaitu kebutuhan perangkat keras komputer dalam pengolahan data, kemudian *software* yaitu untuk kebutuhan akan perangkat lunak berupa sistem untuk mengoperasikan sistem yang telah didesain. Berikut merupakan spesifikasi dari lingkungan operasional yaitu:

1. Perangkat keras
  - a. *Processor* : Intel(R) core(TM) 2 duoCPU T6600 @2.2GHz (2CPUs)
  - b. *Memori* : 1919 MB RAM
  - c. *Hard disk* : 320 GB

## 2. Perangkat Lunak

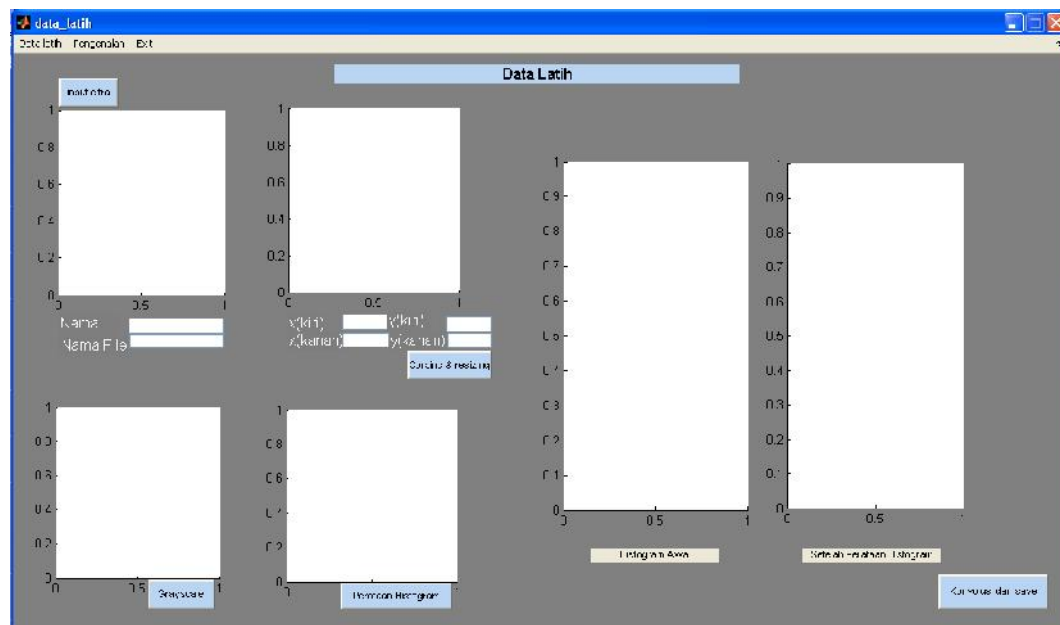
- a. Sistem operasi : Microsoft Windows XP Professional  
Version 2002 Service Pack 2
- b. Bahasa pemrograman : MATLAB R2008b
- c. *Database* : MySql 3.23.32

### 5.3 Implementasi Antarmuka Sistem

Berikut adalah Implementasi antarmuka perangkat lunak pengujian yang telah dirancang di Bab analisa dan perancangan untuk proses data latih.

#### 5.3.1 *Form Pelatihan*

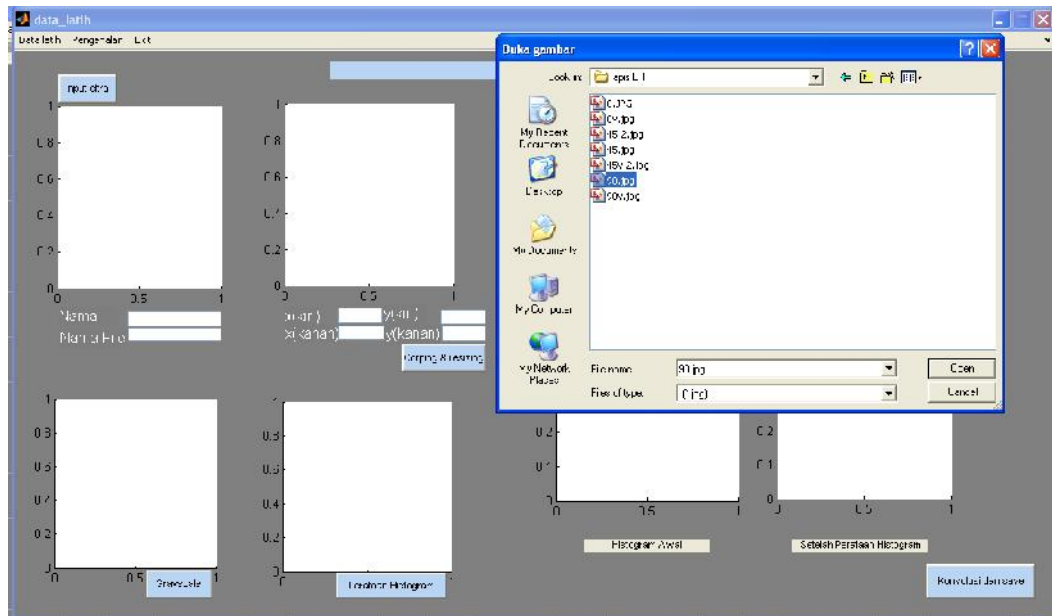
Berikut adalah *form* Pelatihan yang digunakan untuk melatih data yang akan dimasukkan kedalam *database*.



Gambar 5.1 *Form Pelatihan*

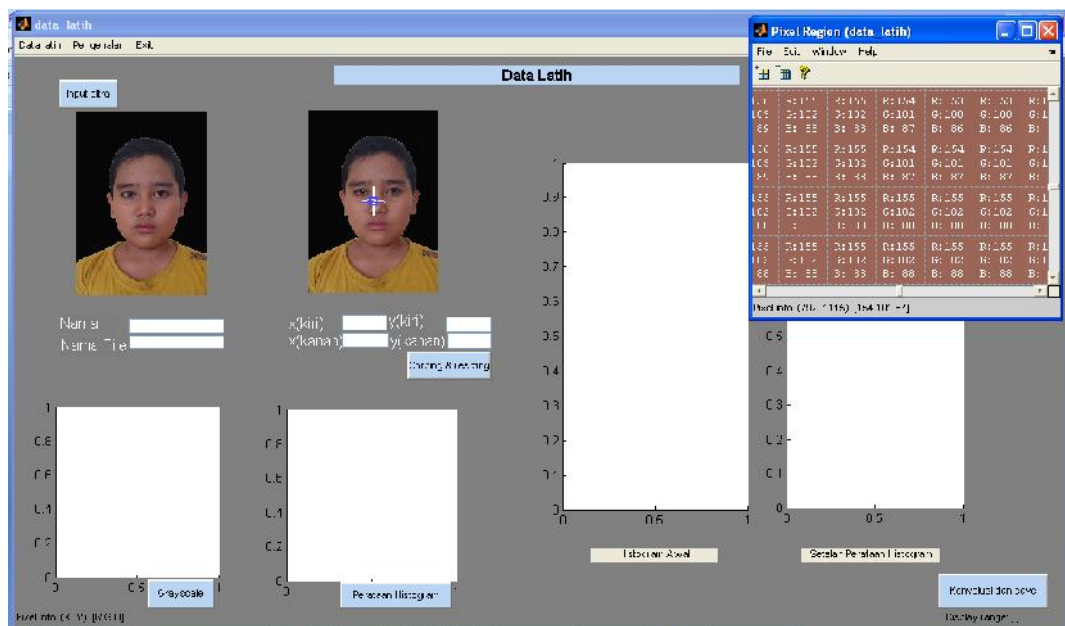
## 1. Menu *Input Citra*

Berikut adalah Implementasi antarmuka pada menu *input*



Gambar 5.2 Form Menu *Input*

Berikut adalah antarmuka dari data yang telah dibaca serta tampilan matriks piksel citra.



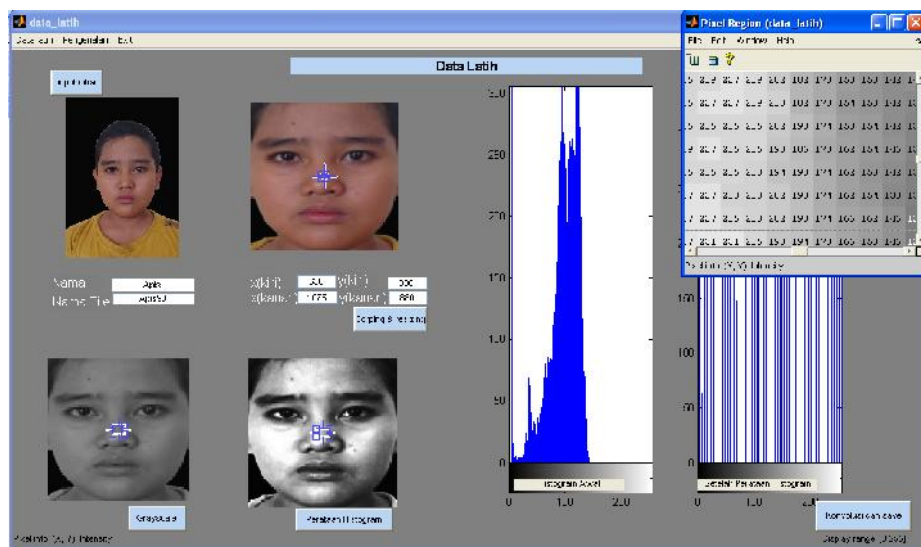
Gambar 5.3 Tampilan Citra yang Telah Dibaca





#### 4. Perataan Histogram

Tahap normalisasi berikutnya, menu **Perataan Histogram**. Berikut adalah antarmuka pada menu **Perataan Histogram**, yaitu citra yang memiliki Histogram yang menumpuk akan diratakan sebelum diproses.



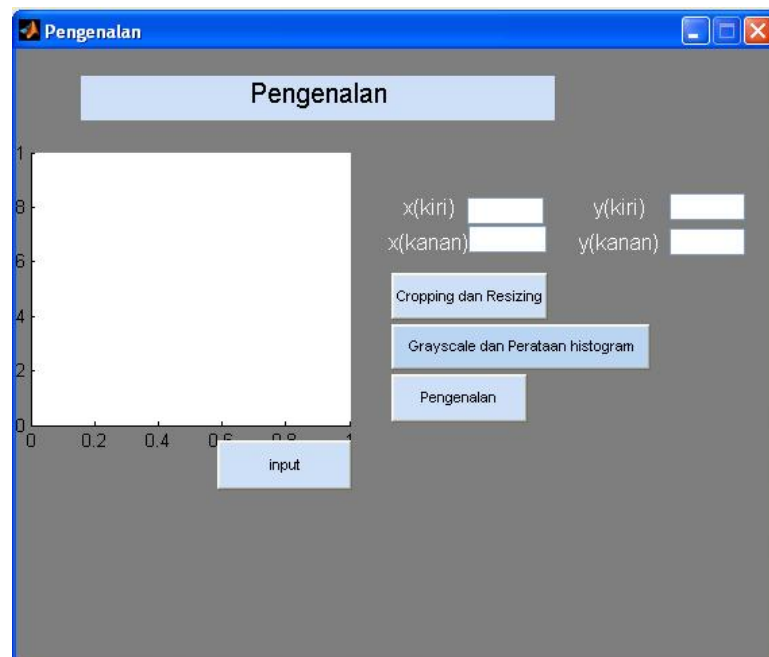
Gambar 5.6 Tampilan Pada Menu **Perataan Histogram**

#### 5. Konvolusi dan save

Menu **konvolusi dan save** adalah sebuah menu untuk memerintahkan sistem untuk memfilter citra dengan cara mengkonvolusi citra dengan *Gabor Filter* sehingga menghasilkan ciri dari masing-masing filter dan sekaligus menyimpannya ke *database*.

##### 5.3.2 Form Pengenalan

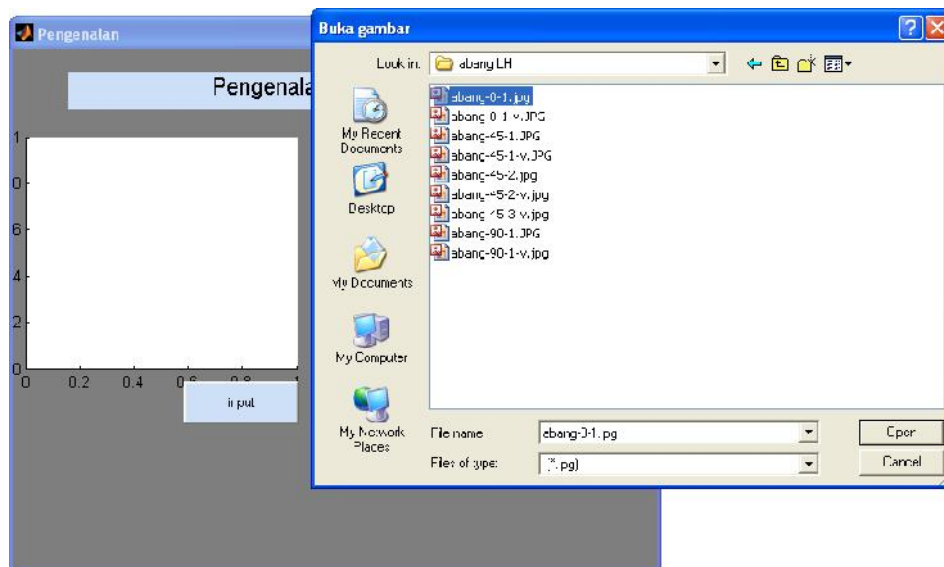
Berikut adalah implementasi antarmuka perangkat lunak pengujian yang telah dirancang di Bab analisa dan perancangan untuk proses Pengenalan. Berikut adalah *Form Pengenalan* yang digunakan untuk mengenali data uji.



Gambar 5.7 *Form Pengenalan*

## 1. Menu *Input*

Berikut adalah Implementasi antarmuka pada menu *input*



Gambar 5.8 Tampilan Menu *Input*

## 2. Menu *Cropping dan Resizing*

Berikut adalah Implementasi antarmuka pada menu *Cropping dan Resizing*.



Gambar 5.9 Menu *Cropping dan Resizing*

### 3. Menu *Grayscale* dan Perataan Histogram

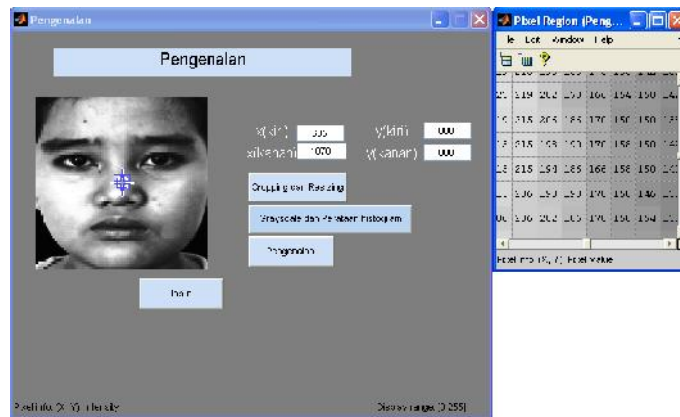
Berikut adalah Implementasi antarmuka pada menu *Grayscale* dan Perataan Histogram.



Gambar 5.10 Menu *Grayscale dan Perataan Histogram*

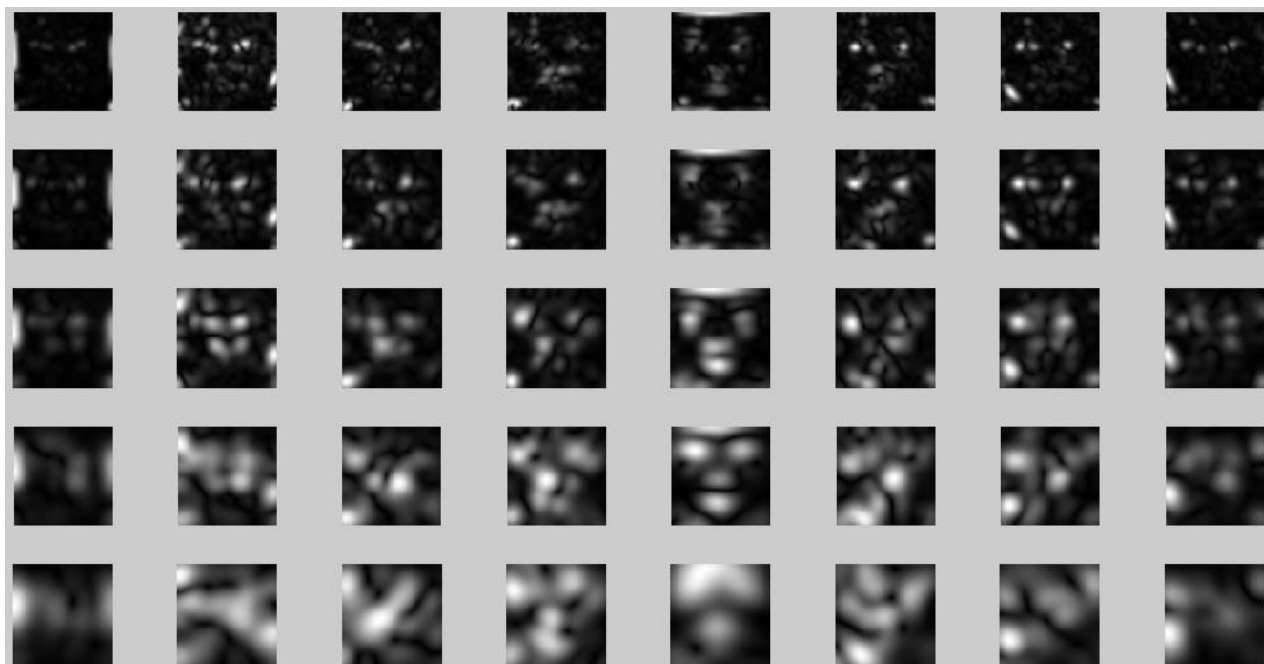
### 4. Menu Pengenalan

Berikut adalah Implementasi antar muka pada menu **Pengenalan**, yaitu data akan diproses dan menampilkan Hasil data dikenali atau bukan

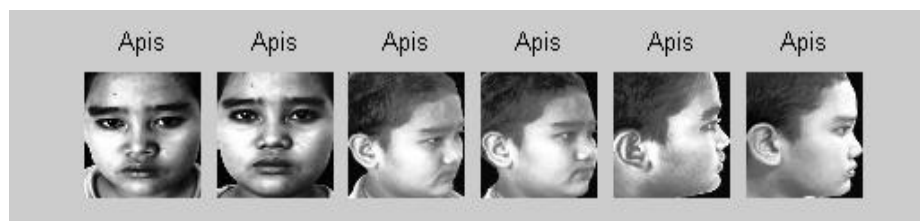


Gambar 5.11 Menu **Pengenalan**

Berikut tampilan hasil konvolusi yaitu *Magnitude Response* dan data yang dikenali.



Gambar 5.12 *Magnitude Response*



Gambar 5.13 Tampilan Data wajah yang Dikenali

## BAB VI

### PENGUJIAN

Pengujian ini merupakan salah tahapan dalam metodologi penelitian. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui hasil analisa dan perancangan yang telah ditetapkan pada tahapan sebelumnya dan untuk mengetahui *performance metode Gabor Filter* yang menjadi tujuan dari penelitian ini, sehingga pengujian dilakukan dalam dua kategori yaitu:

1. Pengujian Sistem (*Black Box*)
2. Pengujian *Performance Filter Gabor*.

#### 6.1 Pengujian Sistem (*Black Box*)

Pengujian perangkat lunak dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui adanya kesesuaian antara fungsi-fungsi sistem yang diimplementasikan dengan hasil analisis kebutuhan yang sudah ditentukan pada tahap analisis sistem. Dengan dilakukannya pengujian akan dapat diketahui adanya kesalahan-kesalahan dalam proses membangun program maupun dalam menghasilkan *output* program sehingga kesalahan-kesalahan tersebut dapat diperbaiki.

##### 6.1.1 Form Pelatihan

Dalam implementasi *form input* data latih terdapat beberapa menu, dalam sub-bab ini dilakukan pengujian sistem untuk menguji apakah menu tersebut berjalan sesuai dengan analisa dan rancangan yang telah ditetapkan.

##### 1. Menu *Input* Citra

Berikut adalah Pengujian sistem pada Menu *Input* Citra. Menu *Input* ini bertujuan untuk mencari citra yang akan diproses.

Tabel 6.1 Menu *Input* Citra

Pra-kondisi	Prosedur pengujian	Masukan	Keluaran yang diharapkan	Kriteria evaluasi	Hasil	Kesimpulan
Tampilan Layar <i>Form</i>	Klik tombol <i>Input</i> .	Citra wajah	Citra wajah tampil di <i>form image</i>	Layar menampilkan gambar yang dipilih di posisi yang tepat	menampilkan citra di kolom <i>image</i>	Diterima

## 2. Cropping dan Resizing

Menu *Cropping* dan *Resizing* yaitu menu untuk mengambil bagian wajah yang diperlukan untuk proses berikutnya dan mengubah ke ukuran 128 x 128 piksel.

Tabel 6.2 Menu *Cropping* dan *Resizing*

Pra-kondisi	Prosedur pengujian	Masukan	Keluaran yang diharapkan	Kriteria evaluasi	Hasil	Kesimpulan
citra tampil di <i>form image</i>	Masukkan koordinat mata kiri dan mata kanan  Klik tombol <i>cropping</i> dan <i>Resizing</i>	Citra dan koordinat mata kiri dan kanan	Citra ditampilkan di kolom <i>image</i> telah di- <i>cropping</i> dan <i>Resizing</i> ke ukuran 128x128	Layar menampilkan gambar dengan ukuran 128x128 piksel	Citra telah di- <i>cropping</i> dan <i>Resizing</i>	Diterima

## 3. Grayscale

Setelah citra di-*Cropping* dan *Resizing*, maka citra tersebut dirubah ke format *Grayscale*. Berikut adalah tahapan pengujiannya.

Tabel 6.3 Menu *Grayscale*

Prakondisi	Prosedure pengujian	Masukan	Keluaran yang diharapkan	Kriteria evaluasi	Hasil	Kesimpulan
citra telah di- <i>Resizing</i> dan ditampilkan di <i>form image</i>	Klik tombol <i>Grayscale</i>	- <i>image</i> diproses-	Citra ditampilkan di kolom <i>image</i> telah berubah ke format <i>grayscale</i>	Layar menampilkan gambar dengan format <i>grayscale</i>	Citra telah berubah keformat <i>grayscale</i>	Diterima

## 4. Perataan Histogram

Setelah format citra dirubah ke format *grayscale*, maka derajat keabuannya diratakan dengan menu perataan Histogram bertujuan untuk menajamkan tekstur citra *grayscale*.

Tabel 6.4 Menu Perataan Histogram

Pra-kondisi	Prosedur pengujian	Masukan	Keluaran yang diharapkan	Kriteria evaluasi	Hasil	Kesimpulan
Tampilan layar dimana citra	Klik tombol Perataan Histogram	- <i>image</i> diproses-	Citra ditampilkan di kolom <i>image</i> telah memiliki	Layar menampilkan gambar dengan	Citra telah memiliki Histogram	Diterima

telah tampil di <i>form image</i> dan dalam format <i>grayscale</i>			Histogram yang merata	ukuran 128x128 piksel dengan citra yang memiliki histogram yang merata	yang merata	
---	--	--	-----------------------	--	-------------	--

##### 5. Konvolusi dan *save*

Pada menu ini Citra yang telah memiliki Histogram merata siap dikonvolusi dengan *Gabor Filter*. Kemudian dilakukan ekstraksi ciri dan dilakukan proses penyimpanan.

Tabel 6.5 Konvolusi dan *save*

Prakondisi	Prosedur pengujian	Masukan	Keluaran yang diharapkan	Kriteria evaluasi	Hasil	Kesimpulan
Tampilan layar dimana citra dalam format <i>grayscale</i> dan memiliki Histogram yang merata	Klik tombol konvolusi dan <i>save</i>	Citra - diproses dikonvolusi dengan <i>Gabor Filter</i> , sekaligus ekstraksi ciri-	Sistem menampilkan 40 <i>Magnitude Response</i> , vektor ciri disimpan	Sistem menampilkan 40 <i>Magnitude Response</i> , vektor ciri disimpan	Sistem menampilkan 40 <i>Magnitude Response</i>	Diterima

### 6.1.2 Form Pengenalan

Dalam implementasi *form* pengenalan ada terdapat beberapa menu, pada tahapan ini akan dilakukan pengujian pada masing-masing menu untuk mengetahui apakah proses masing masing menu sudah berjalan dengan baik dan sesuai dengan analisa dan perancangan.

#### 1. *Input* Citra

Berikut adalah Pengujian sistem pada Menu *Input* Citra. Menu *Input* ini bertujuan untuk mencari citra yang akan diproses

Tabel 6.6 *Input* Citra

Prakondisi	Prosedur pengujian	Masukan	Keluaran yang diharapkan	Kriteria evaluasi	Hasil	Kesimpulan
Tampilan Layar <i>Form</i>	Klik tombol <i>Input</i> .	Citra wajah	Citra wajah tampil di <i>form image</i>	Layar menampilkan gambar yang dipilih	Menampilkan citra di kolom <i>image</i>	Diterima

## 2. *Cropping* dan *Resizing*

Menu *Cropping* dan *Resizing* yaitu menu untuk mengambil bagian wajah yang diperlukan untuk proses berikutnya dan mengubah ke ukuran 128 x 128 piksel.

Tabel 6.7 *Cropping* dan *Resizing*

Pra-kondisi	Prosedur pengujian	Masukan	Keluaran yang diharapkan	Kriteria evaluasi	Hasil	Kesimpulan
Tampilan layar dimana citra telah tampil di kolom <i>image</i>	Masukkan koordinat mata kiri dan kanan  Klik menu <i>cropping</i> dan <i>Resizing</i>	Citra dan koordinat mata kiri dan kanan	Citra ditampilkan di kolom <i>image</i> telah di- <i>cropping</i> dan <i>Resizing</i> ke ukuran 128 x 128	Layar menampilkan gambar dengan ukuran 128 x 128 piksel	Citra telah di- <i>cropping</i> dan <i>Resizing</i>	Diterima

## 2. *Grayscale* dan Perataan Histogram

Setelah citra di-*Cropping* dan *Resizing*, maka citra tersebut dirubah ke format *Grayscale*. Berikut adalah tahapan pengujiannya. Setelah format citra dirubah ke format *grayscale*, maka derajat keabuannya diratakan dengan menu Perataan Histogram bertujuan untuk menajamkan tekstur citra *grayscale*

Tabel 6.8 *Grayscale* dan Perataan Histogram

Pra-kondisi	Prosedur pengujian	Masukan	Keluaran yang diharapkan	Kriteria evaluasi	Hasil	Kesimpulan
Tampilan layar dimana citra dengan ukuran 128 x 128	Klik tombol <i>grayscale</i> dan perataan Histogram	- <i>image</i> diproses-	Citra ditampilkan di layar dengan format <i>grayscale</i> dan telah memiliki Histogram yang merata	Layar menampilkan gambar dengan ukuran 128x128 piksel dengan citra yang memiliki Histogram yang merata	Citra telah memiliki Histogram yang merata	Diterima

## 3. Pengenalan dan Hasil

Pada menu ini terdapat proses pencocokkan antara nilai vektor data latih dengan nilai vektor data uji, menggunakan *Euclidean Distance*. Kemudian bagi citra yang memiliki nilai *Euclidean Distance* paling minimum dan dalam *range*



yang ditetapkan akan ditampilkan sebagai hasil data yang cocok. Jika Nilai *Euclidean Distance* tidak berada di dalam *range* maka data tidak dikenali.

Tabel 6.9 Pengenalan dan Hasil

Pra-kondisi	Prosedur pengujian	Masukan	Keluaran yang diharapkan	Kriteria evaluasi	Hasil	Kesimpulan
Tampilan Layar <i>Form</i> dimana telah ada citra dengan format <i>grayscale</i> dan Histogram yang merata	Klik tombol Pengenalan	Citra wajah untuk diproses	Jika citra wajah dikenali maka menampilkan citra wajah yang dikenali  Jika citra wajah tidak dikenali maka akan menampilkan pemberitahuan bahwa data wajah tidak ada	Layar menampilkan informasi citra dikenali maupun tidak	Menampilkan informasi citra	Diterima

### 6.1.3 Kesimpulan Pengujian (*Black Box*)

Dari Pengujian yang telah dilakukan pada tiap menu dan proses didapat kesimpulan bahwa:

1. Adanya kesesuaian antara fungsi-fungsi sistem yang diimplementasikan dengan hasil analisis kebutuhan yang sudah ditentukan pada tahap analisis sistem.
2. Proses sistem dapat berjalan sesuai dengan yang diharapkan
3. Selama proses pengujian dapat dilakukan penyempurnaan pada program

## 6.2 Pengujian Performance Metode Gabor Filter

Pengujian berikut ini dilakukan untuk menguji *performance Gabor Filter*. untuk mengenali data dengan sudut yang tidak tetap. Data latih dengan sudut  $0^0$ ,  $45^0$ ,  $90^0$  secara horizontal dan vertikal. Data latih memiliki tiga kategori yaitu

### 1. Data wajah Mirip

Data wajah mirip tapi tidak kembar merupakan data wajah sampel yang disimpan di *Database*, terdapat dua data sampel untuk kategori ini. Kemudian dilakukan pengujian dengan mengambil salah satu data, bertujuan mengetahui *performance* perangkat lunak pengujian untuk kategori ini.

## 2. Data wajah Kembar

Data wajah kembar merupakan data wajah sampel yang disimpan di *Database* terdiri atas dua data sampel yang memiliki data wajah kembar, kemudian dilakukan pengujian dengan mengambil salah satu data, bertujuan mengetahui *performance* perangkat lunak pengujian untuk membedakan data kembar.

## 3. Data wajah Umum

Data wajah Umum yaitu data wajah sampel yang disimpan di *Database* yang bukan data wajah mirip atau kembar. Dilakukan pengujian dengan data wajah umum untuk mengetahui *performance* perangkat lunak pengujian untuk mengenali data

Pengujian dilakukan menggunakan parameter berikut:

1. Akurasi menggunakan persentase *False Match Rate* (FMR) dan *False Non Match Rate* (FNMR) yang menghitung nilai salah kecocokkan dan nilai salah ketidakcocokkan dari hasil pengujian.
2. Pengujian yang dilakukan sebanyak tiga kategori, yaitu masing-masing kategori terdapat beberapa tipe pengujian. Untuk rincian pengujian dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 6.10 Daftar Pengujian

No	Pengujian	Tipe Pengujian	Data Uji
6.2.1	Latar Hitam	6.2.1.1 Sisi yang berbeda	Data uji adalah data dengan Sisi yang berbeda mendekati 0 <sup>0</sup> , 45 <sup>0</sup> , 90 <sup>0</sup> horizontal dan vertikal
		6.2.1.2 Ekspresi yang berbeda	Data uji menggunakan ekspresi datar, tersenyum, Sedih, terkejut, tertawa, marah.
		6.2.1.3 Menggunakan Kumis dan jenggot	Data uji menggunakan kumis, jenggot, kumis dan jenggot.
		6.2.1.4 Pada tiga tipe wajah	Data uji menggunakan data wajah mirip, kembar dan umum.
		6.2.1.5 Menggunakan Data yang tidak memiliki data latih	Menggunakan Data yang tidak memiliki data latih
6.2.2	Latar Putih	6.2.2.1 Sisi yang berbeda	Data uji adalah data dengan Sisi yang berbeda mendekati 0 <sup>0</sup> , 45 <sup>0</sup> , 90 <sup>0</sup> horizontal vertikal
		6.2.2.2 Ekspresi yang berbeda	Data uji menggunakan ekspresi datar, tersenyum, Sedih, terkejut, tertawa, marah.

6.2.3	Tanpa proses perataan Histogram	6.2.2.3 Menggunakan Kumis dan jenggot	Data uji menggunakan kumis, jenggot, kumis dan jenggot.
		6.2.2.4 Pada tiga tipe wajah	Data uji menggunakan data wajah mirip, kembar dan umum.
		6.2.2.5 Menggunakan Data yang tidak memiliki data latih	Data uji Menggunakan Data yang tidak memiliki data latih
		6.2.3.1 Sisi yang berbeda	Data uji adalah data dengan Sisi yang berbeda mendekati $0^0$ , $45^0$ , $90^0$ horizontal dan vertikal
		6.2.3.2 Ekspresi yang berbeda	Data uji menggunakan ekspresi datar, tersenyum, Sedih, terkejut, tertawa, marah.
		6.2.3.3 Menggunakan kumis dan jenggot	Data uji menggunakan kumis, jenggot, kumis dan jenggot.
		6.2.3.4 Pada tiga tipe wajah	Data uji menggunakan data wajah mirip, kembar dan umum.
		6.2.3.5 Menggunakan Data yang tidak memiliki data latih	Data uji Menggunakan Data yang tidak memiliki data latih.

## 6.2.1 Pengujian Pada Latar Hitam

Pada tahap pengujian ini data latih yang disimpan dengan latar citra berwarna hitam. Kemudian dilakukan pengujian untuk mengetahui pengaruh keberadaan latar hitam tersebut pada pengenalan.

### 6.2.1.1 Menggunakan Sisi yang Berbeda



Pengujian pada tahap ini dilakukan untuk mengetahui *performance* perangkat lunak pengujian dengan metode *Gabor Filter* dan ekstraksi ciri energi untuk mengenali sisi yang berbeda. Berikut hasil pengujian yang menggunakan beberapa sisi yang berbeda.

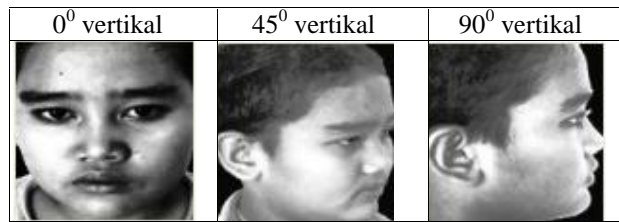
#### 1. Pengujian

Berikut data terkait mengenai data uji:

1. Nama Data uji : Apis
2. Tipe data : data wajah umum

Tabel 6.11 Data Latih

$0^0$ horizontal	$45^0$ horizontal	$90^0$ horizontal
		



Tabel 6.12 Pengujian Sisi Yang Berbeda Pada Latar Hitam

No	Data Uji	Sisi	Setelah normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1		0 <sup>0</sup> Vertikal		13.08	sulas	Salah dikenali
2		0 <sup>0</sup> Horizontal		14.51	Apis	Benar dikenali
3		30 <sup>0</sup> horizontal (mendekati 45 <sup>0</sup> )		11.39	Bambang	Salah dikenali
4		45 <sup>0</sup> Vertikal		7.74	Apis	Benar dikenali
5		30 <sup>0</sup> Horizontal (mendekati 45 <sup>0</sup> )		7.69	Apis	Benar dikenali
6		90 <sup>0</sup> horizontal		8.67	Apis	Benar dikenali
7		90 <sup>0</sup> horizontal		9.68	Apis	Benar dikenali

## 2. Akurasi

Berikut dilakukan penghitungan akurasi pengujian menggunakan FMR dan FNMR untuk sisi yang berbeda. Dari 7 kali pengujian didapatkan hasil pengujian sebagai berikut:

Data yang diuji = 7

Data hasil Pengenalan = 7

hasil pengenalan benar = 5

hasil pengenalan salah = 2

hasil pengenalan tidak dikenali = 0

### 1. Rasio kesalahan kecocokan / *False Match Rate* (FMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang benar}}{\text{Data Uji}} \times 100 \% = \frac{5}{7} \times 100 \% = 71.43\%$$

### 2. Rasio kesalahan ketidakcocokan / *False Non Match Rate* (FNMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang salah}}{\text{Data Uji}} \times 100 \% = \frac{2}{7} \times 100 \% = 28.57\%$$

## 3. Kesimpulan

- a. Hasil Pengujian menggunakan sisi yang berbeda yaitu dapat mengenali data uji dengan sudut pandang yang berbeda ketika masih mendekati sudut data latih, yaitu arah pandang mata dan sisi data uji, dimana sisi data uji tidak berbeda jauh dengan data latih dengan toleransi perbedaan senilai  $15^0$ .
- b. Pada pengujian yang kelima pada Tabel 6.3 di atas menghasilkan kesalahan pengenalan disebabkan sisi dan arah pandang mata data uji berbeda dan menghasilkan ciri yang berbeda sehingga menyebabkan salahnya hasil pengenalan.
- c. Ekstraksi ciri dengan cara mengambil nilai rata-rata tekstur menghasilkan ciri wajah yang tidak optimal.

### 6.2.1.2 Menggunakan Ekspresi yang Berbeda

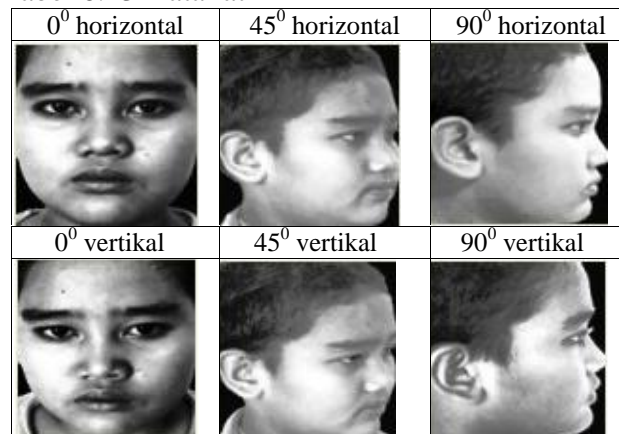
Untuk mengetahui *performance* perangkat lunak pengujian pada mimik wajah yang berbeda maka dilakukan pengujian menggunakan ekspresi yang berbeda.

## 1. Pengujian

Berikut data terkait mengenai data uji:

1. Nama Data : Apis
2. Tipe data : data wajah umum

Tabel 6.13 Data latih



Tabel 6.14 Pengujian Pada Ekspresi Yang Berbeda

No	Data Uji	Ekspresi	Setelah normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1		Datar		7.33	Apis	Benar dikenali
2		Terkejut		24.41	-	Tidak dikenali
3		Marah		16.96	-	Tidak dikenali
4		Sedih		10.94	Bambang	Salah dikenali
5		Senyum		12.42	Apis	Benar dikenali

6		Tertawa			50.47	-	Tidak dikenali
---	---	---------	---	--	-------	---	----------------

## 2. Akurasi

Berikut dilakukan penghitungan akurasi pengujian menggunakan FMR dan FNMR untuk ekspresi yang berbeda. Dari 6 kali pengujian didapatkan hasil pengujian sebagai berikut:

Data yang diuji = 6

Data hasil Pengenalan = 6

hasil pengenalan benar = 2

hasil pengenalan salah = 1

hasil pengenalan tidak dikenali = 3

1. Rasio kesalahan kecocokan / *False Match Rate* (FMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang benar}}{\text{Data Uji}} \times 100\% = \frac{2}{6} \times 100\% = 33.33\%$$

2. Rasio kesalahan ketidakcocokan / *False Non Match Rate* (FNMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang salah}}{\text{Data Uji}} \times 100\% = \frac{1}{6} \times 100\% = 16.66\%$$

## 3. Kesimpulan

- a. Pengenalan wajah dengan ekspresi yang berbeda dapat dikenali ketika ekspresi tidak menghasilkan bentuk wajah data uji (bentuk mulut dan mata) yang berbeda jauh dengan data latih.
- b. Pengenalan wajah pada ekspresi datar dan tersenyum dapat dikenali dengan benar sebab bentuk wajah pada ekspresi tersebut tidak berbeda jauh dengan ekspresi pada data latih.

### 6.2.1.3 Menggunakan Kumis dan Jenggot







Untuk mengetahui *performance* perangkat lunak pengujian menggunakan metode *Gabor Filter* maka dilakukan pengujian menggunakan kumis dan jenggot.

## 1. Pengujian







Berikut data terkait mengenai data uji:

1. Nama Data uji : Apis
2. Tipe data : data wajah umum

Tabel 6.15 Data Latih

0 <sup>0</sup> horizontal	45 <sup>0</sup> horizontal	90 <sup>0</sup> horizontal
		
0 <sup>0</sup> vertikal	45 <sup>0</sup> vertikal	90 <sup>0</sup> vertikal
		

Tabel 6.16 Pengujian Menggunakan Kumis dan Jenggot

No	Data Uji	Setelah Normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1		 <div> <math>x(k'')</math> 382    <math>y(k'')</math> 670  <math>x(k'')</math> 770    <math>y(k'')</math> 630            Crop &amp; resizing            Gray &amp; histogram equalize    Pengolahan         </div>	14.81	Apis	Benar dikenali
2		 <div> <math>x(k'')</math> 430    <math>y(k'')</math> 676  <math>x(k'')</math> 812    <math>y(k'')</math> 630            Crop &amp; resizing            Gray &amp; histogram equalize    Pengolahan         </div>	14.1927	Apis	Benar dikenali
3		 <div> <math>x(k'')</math> 520    <math>y(k'')</math> 653  <math>x(k'')</math> 872    <math>y(k'')</math> 630            Crop &amp; resizing            Gray &amp; histogram equalize    Pengolahan         </div>	14.90	Apis	Benar dikenali

## 2. Akurasi

Berikut dilakukan penghitungan akurasi pengujian menggunakan FMR dan FNMR untuk pengujian menggunakan kumis dan jenggot. Dari 3 kali pengujian didapatkan hasil pengujian sebagai berikut:



Data yang diuji = 3

Data hasil Pengenalan = 3

hasil pengenalan benar = 3

hasil pengenalan salah = 0

hasil pengenalan tidak dikenali = 0

1. Rasio kesalahan kecocokan / *False Match Rate* (FMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang benar}}{\text{Data Uji}} \times 100 \% = \frac{3}{3} \times 100 \% = 100\%$$

2. Rasio kesalahan ketidakcocokan / *False Non Match Rate* (FNMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang salah}}{\text{Data Uji}} \times 100 \% = \frac{0}{3} \times 100 \% = 0\%$$

### 3. Kesimpulan

Pengujian dengan menambahkan kumis dan jenggot pada data uji dapat dikenali dengan benar, dimana ekspresi dan sisi yang dimiliki data uji tidak berbeda jauh dengan data latih.



#### 6.2.1.4 Pada Masing-Masing Tipe Data

Untuk mengetahui *performance* perangkat lunak pengujian menggunakan metode *Gabor Filter* maka dilakukan pengujian pada masing-masing tipe data.



##### 1. Pengujian

- a. Data Wajah Mirip

Tabel 6.17 Data Latih Wajah Mirip.

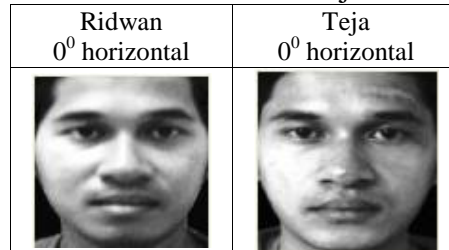
Jana 0° horizontal	Sulas 0° horizontal
	

Tabel 6.18 Pengujian Pada Wajah Mirip



No	Data Uji	Setelah Normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1			6.52	Jana	Benar dikenali

b. Data wajah Kembar

Tabel 6.19 Data Latih Wajah Kembar.

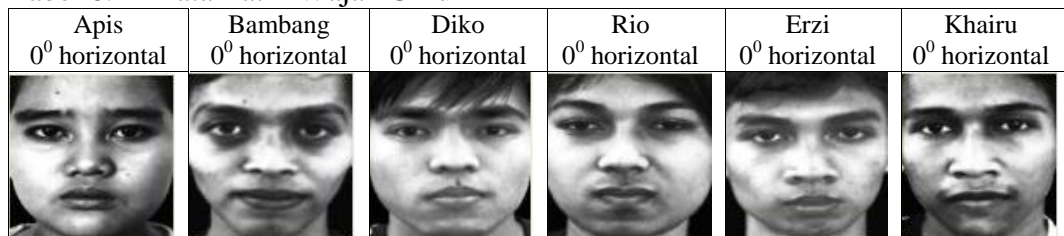


Tabel 6.20 Pengujian Pada Wajah Kembar



No	Data Uji	Setelah Normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1		 <div> <math>x(k_{an})</math> 295    <math>y(k_{an})</math> 175  <math>x(k_{kan})</math> 605    <math>y(k_{kan})</math> 465  <input type="button" value="Crop &amp; Rotating"/>  <input type="button" value="Grey &amp; Histogram Equal"/>    <input type="button" value="Pengetikan"/> </div>	13.31	Teja	Benar dikenali

c. Data Wajah Umum

Tabel 6.21 Data Latih Wajah Umum



Tabel 6.22 Pengujian pada Wajah Umum

No	Data Uji	Setelah Normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1		 <div> <math>x(k_{an})</math> 220    <math>y(k_{an})</math> 650  <math>x(k_{kan})</math> 11    <math>y(k_{kan})</math> 650  <input type="button" value="Crop &amp; Rotating"/>  <input type="button" value="Grey &amp; Histogram Equal"/>    <input type="button" value="Pengetikan"/> </div>	12.03	Apis	Benar dikenali

## 2. Akurasi

Berikut dilakukan penghitungan akurasi pengujian menggunakan FMR dan FNMR untuk pengujian pada masing-masing tipe data. Dari 3 kali pengujian didapatkan hasil pengujian sebagai berikut:

Data yang diuji = 3  
 Data hasil Pengenalan = 3  
 hasil pengenalan benar = 3  
 hasil pengenalan salah = 0  
 hasil pengenalan tidak dikenali = 0

### 1. Rasio kesalahan kecocokan / *False Match Rate* (FMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang benar}}{\text{Data Uji}} \times 100 \% = \frac{3}{3} \times 100 \% = 100\%$$

### 2. Rasio kesalahan ketidakcocokan / *False Non Match Rate* (FNMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang salah}}{\text{Data Uji}} \times 100 \% = \frac{0}{3} \times 100 \% = 0\%$$

## 3. Kesimpulan



Pada pengujian pada masing-masing tipe wajah perangkat lunak pengujian dengan metode *Gabor Filter* dapat mengenali dan membedakan masukan data uji dengan benar.





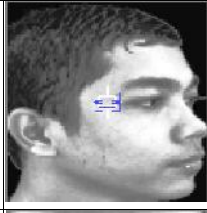



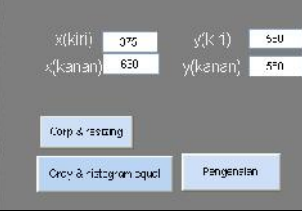
### 6.2.1.5 Menggunakan Data yang Tidak Memiliki Data Latih

Untuk mengetahui *performance* perangkat lunak pengujian menggunakan metode *Gabor Filter* maka dilakukan pengujian menggunakan data uji yang tidak memiliki data latih.

#### 1. Pengujian

Tabel 6.23 Pengujian Menggunakan Data Yang Tidak Memiliki Data Latih

No	Data Uji	Setelah Normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1		 <div data-bbox="762 1821 1034 1977"> <p> <math>x(k)</math> 33    <math>y(kri)</math> 67  <math>x(kanan)</math> 80    <math>y(karan)</math> 67  <input type="button" value="Color &amp; resizing"/>  <input type="button" value="Gray &amp; histogram equal"/>    <input type="button" value="Pengenalan"/> </p> </div>	18.39	-	Tidak dikenali

2				15.10	-	Tidak dikenali
3				8.18	Diko	Salah
4				15.31	-	Tidak dikenali

## 2. Akurasi

Berikut dilakukan penghitungan akurasi pengujian menggunakan FMR dan FNMR untuk pengujian menggunakan data wajah yang tidak memiliki data latih. Dari 4 kali pengujian didapatkan hasil pengujian sebagai berikut:

Data yang diuji = 4  
 Data hasil Pengenalan = 3  
 hasil pengenalan benar = 0  
 hasil pengenalan salah = 1  
 hasil pengenalan tidak dikenali = 3

### 1. Rasio kesalahan kecocokan / *False Match Rate* (FMR)

Pada pengujian menggunakan Data wajah yang tidak memiliki data latih FMRnya dihitung berdasarkan jumlah data yang tidak dikenali.

$$\frac{\text{Data Keluaran yang tidak dikenali}}{\text{Data Uji}} \times 100\% = \frac{3}{4} \times 100\% = 75\%$$

### 2. Rasio kesalahan ketidakcocokan / *False Non Match Rate* (FNMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang salah}}{\text{Data Uji}} \times 100\% = \frac{1}{4} \times 100\% = 25\%$$

### 3. Kesimpulan

Pengujian *performance Gabor Filter* dan ekstraksi ciri energi dengan data wajah yang tidak memiliki data latih dengan hasil pengujian yaitu data tidak dapat dikenali untuk sisi berbeda yang mendakati  $0^0$ ,  $90^0$ . Namun untuk hasil pengujian pada sisi 45 data salah mengenali, disebabkan lemahnya ciri unik pada sisi  $45^0$ .

#### 6.2.2 Pengujian Pada Latar Putih

Pada tahap pengujian ini latar citra data latih berwarna putih. Kemudian dilakukan pengujian untuk mengetahui pengaruh keberadaan latar putih tersebut pada pengenalan

##### 6.2.2.1 Menggunakan Sisi yang Berbeda







Pengujian pada tahap ini dilakukan untuk mengetahui *performance* perangkat lunak pengujian dengan metode *Gabor Filter* dan ekstraksi ciri energi untuk mengenali sisi yang berbeda. Berikut hasil pengujian yang menggunakan beberapa sisi yang berbeda.

#### 1. Pengujian















Berikut data terkait mengenai data uji:

1. Nama Data uji : Apis
2. Tipe data : data wajah umum

Tabel 6.24 Data latih

$0^0$ horizontal	$45^0$ horizontal	$90^0$ horizontal
		
$0^0$ vertikal	$45^0$ vertikal	$90^0$ vertikal
		

Tabel 6.25 Pengujian Pada Sisi yang Berbeda

No	Data Uji	sisi	Setelah normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1		0° vertikal		16.56	-	Tidak dikenali
2		0° horizontal		11.46	Apis	Benar dikenali
3		45° horizontal		13.98	khairu	Salah dikenali
4		45° vertikal		9.44	Apis	Benar dikenali
5		45° Horizontal		25.66	-	Tidak dikenali
6		90° vertikal		10.29	Rio	Salah dikenali
7		90° horizontal		14.24	Teja	Salah dikenali

## 2. Akurasi

Berikut dilakukan penghitungan akurasi pengujian menggunakan FMR dan FNMR untuk sisi yang berbeda. Dari 7 kali pengujian didapatkan hasil pengujian sebagai berikut:

Data yang diuji = 7

Data hasil Pengenalan = 7

hasil pengenalan benar = 2

hasil pengenalan salah = 3

hasil pengenalan tidak dikenali = 2

1. Rasio kesalahan kecocokan / *False Match Rate* (FMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang benar}}{\text{Data Uji}} \times 100 \% = \frac{2}{7} \times 100 \% = 28.57\%$$

2. Rasio kesalahan ketidakcocokan / *False Non Match Rate* (FNMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang salah}}{\text{Data Uji}} \times 100 \% = \frac{3}{7} \times 100 \% = 42.85\%$$

### 3. Kesimpulan

Pada pengujian menggunakan sisi yang berbeda pada data latih dan data uji yang berlatar putih menghasilkan pengenalan yang kecil, disebabkan latar putih yang mengurangi ketajaman tepi tekstur wajah sehingga tidak menghasilkan ciri yang tidak optimal.

#### 6.2.2.2 Menggunakan Ekspresi yang Berbeda

Untuk mengetahui *performance* perangkat lunak pengujian pada ekspresi yang berbeda maka dilakukan pengujian.

##### 1. Pengujian

Berikut data terkait mengenai data uji:

1. Nama Data : Apis
2. Tipe data : data wajah umum

Tabel 6.26 Data latih



















0 <sup>0</sup> horizontal	45 <sup>0</sup> horizontal	90 <sup>0</sup> horizontal
		
0 <sup>0</sup> vertikal	45 <sup>0</sup> vertikal	90 <sup>0</sup> vertikal
		



Table 6.27 Pengujian Pada Ekspresi yang Berbeda

No	Data Uji	Ekspresi	Setelah normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1		Datar		13.35	Apis	Benar dikenali
2		Terkejut		25.31	-	Tidak dikenali
3		Marah		12.18	Erzi	Salah dikenali
4		Sedih		12.02	Apis	Benar dikenali
5		Senyum		16.59	-	Tidak dikenali
6		Tertawa		51.899	-	Tidak dikenali

## 2. Akurasi

Berikut dilakukan penghitungan akurasi pengujian menggunakan FMR dan FNMR untuk ekspresi yang berbeda. Dari 6 kali pengujian didapatkan hasil pengujian sebagai berikut:

Data yang diuji	= 6
Data hasil Pengenalan	= 6
hasil pengenalan benar	= 2
hasil pengenalan salah	= 1
hasil pengenalan tidak dikenali	= 3



1. Rasio kesalahan kecocokan / *False Match Rate* (FMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang benar}}{\text{Data Uji}} \times 100 \% = \frac{2}{6} \times 100 \% = 33.33\%$$

2. Rasio kesalahan ketidakcocokan / *False Non Match Rate* (FNMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang salah}}{\text{Data Uji}} \times 100 \% = \frac{1}{6} \times 100 \% = 16.66\%$$

### 3. Kesimpulan

Pengenalan wajah dengan ekspresi yang berbeda dapat dikenali ketika ekspresi wajah tidak mengubah bentuk wajah. Pada latar putih ekspresi yang dapat dikenali adalah ekspresi datar dan sedih.

#### 6.2.2.3 Menggunakan Kumis dan Jenggot







Untuk mengetahui *performance* perangkat lunak pengujian menggunakan metode *Gabor Filter* maka dilakukan pengujian menggunakan kumis dan jenggot.

##### 1. Pengujian







Berikut data terkait mengenai data uji:

1. Nama Data uji : Apis
2. Tipe data : data wajah umum

Tabel 6.28 Data latih

0 <sup>0</sup> horizontal	45 <sup>0</sup> horizontal	90 <sup>0</sup> horizontal
		
0 <sup>0</sup> vertikal	45 <sup>0</sup> vertikal	90 <sup>0</sup> vertikal
		

Tabel 6.29 Pengujian Menggunakan Kumis dan Jenggot

No	Data Uji	Setelah Normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1			14.92	Apis	Benar dikenali
2			11.84	Apis	Benar dikenali
3			13.1671	Apis	Benar dikenali

## 2. Akurasi

Berikut dilakukan penghitungan akurasi pengujian menggunakan FMR dan FNMR untuk pengujian menggunakan kumis dan jenggot. Dari 3 kali pengujian didapatkan hasil pengujian sebagai berikut:

Data yang diuji = 3

Data hasil Pengenalan = 3

hasil pengenalan benar = 3

hasil pengenalan salah = 0

hasil pengenalan tidak dikenali = 0

1. Rasio kesalahan kecocokan / *False Match Rate* (FMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang benar}}{\text{Data Uji}} \times 100\% = \frac{3}{3} \times 100\% = 100\%$$

2. Rasio kesalahan ketidakcocokan / *False Non Match Rate* (FNMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang salah}}{\text{Data Uji}} \times 100\% = \frac{0}{3} \times 100\% = 0\%$$

### 3. Kesimpulan

Pengujian dengan menambahkan kumis dan jenggot pada data uji dapat dikenali dengan benar, dimana ekspresi dan sisi yang dimiliki data uji tidak berbeda jauh dengan data latih



#### 6.2.2.4 Pada Masing-Masing Tipe Data

Untuk mengetahui *performance* perangkat lunak pengujian menggunakan metode *Gabor Filter* maka dilakukan pengujian pada masing-masing tipe data.



##### 1. Pengujian

###### a. Data Wajah Mirip

Tabel 6.30 Data Latih Wajah Mirip.



Jana 0° horizontal	Sulas 0° horizontal
	

Tabel 6.31 Pengujian Pada Wajah Mirip



No	Data Uji	Setelah Normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1			6.52	Jana	Benar dikenali

###### b. Data Wajah Kembar

Tabel 6.32 Data Latih Wajah Kembar.







Ridwan 0° horizontal	Teja 0° horizontal
	

Tabel 6.33 Pengujian Pada Wajah Kembar



No	Data Uji	Setelah Normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1			13.97	Teja	Benar dikenali

## c. Data wajah Umum

Tabel 6.34 Data Latih Wajah Umum

Apis 0° horizontal	Bambang 0° horizontal	Diko 0° horizontal	Rio 0° horizontal	Erzi 0° horizontal	Khairu 0° horizontal
					

Tabel 6.35 Pengujian Pada Wajah Umum

No	Data Uji	Setelah Normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1			5.08	Apis	Benar dikenali

## 2. Akurasi

Berikut dilakukan penghitungan akurasi pengujian menggunakan FMR dan FNMR untuk pengujian pada masing-masing tipe data. Dari 3 kali pengujian didapatkan hasil pengujian sebagai berikut:

Data yang diuji	= 3
Data hasil Pengenalan	= 3
hasil pengenalan benar	= 3
hasil pengenalan salah	= 0
hasil pengenalan tidak dikenali	= 0

1. Rasio kesalahan kecocokan / *False Match Rate* (FMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang benar}}{\text{Data Uji}} \times 100 \% = \frac{3}{3} \times 100 \% = 100\%$$

2. Rasio kesalahan ketidakcocokan / *False Non Match Rate* (FNMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang salah}}{\text{Data Uji}} \times 100 \% = \frac{0}{3} \times 100 \% = 0\%$$

### 3. Kesimpulan







Pada pengujian pada tiga tipe wajah perangkat lunak pengujian dengan metode *Gabor Filter* dapat mengenali dan membedakan masukan data uji dengan benar.

#### 6.2.2.5 Menggunakan Data yang Tidak Memiliki Data Latih

Untuk mengetahui *performance* perangkat lunak pengujian menggunakan metode *Gabor Filter* maka dilakukan pengujian menggunakan data uji yang tidak memiliki data latih.

##### 1. Pengujian

Tabel 6.36 Pengujian Pada Data yang Tidak Memiliki Data Latih

No	Data Uji	Setelah Normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1		 <div data-bbox="724 1328 1034 1514"> <div> <div><math>x(k)</math></div> <div>33</div> </div> <div> <div><math>x'(kanan)</math></div> <div>80</div> </div> <div> <div><math>y'(kanan)</math></div> <div>87</div> </div> <div> <div><math>y(kn)</math></div> <div>87</div> </div> <div> <div>Crop &amp; Resizing</div> </div> <div> <div>Gray &amp; Histogram equal</div> </div> <div> <div>Pengolahan</div> </div> </div>	23.66	-	Tidak dikenali
2		 <div data-bbox="724 1529 1034 1738"> <div> <div><math>x(kn)</math></div> <div>455</div> </div> <div> <div><math>x'(kanan)</math></div> <div>751</div> </div> <div> <div><math>y'(kanan)</math></div> <div>520</div> </div> <div> <div><math>y(kn)</math></div> <div>520</div> </div> <div> <div>Crop &amp; Resizing</div> </div> <div> <div>Gray &amp; Histogram equal</div> </div> <div> <div>Pengolahan</div> </div> </div>	8.70	khairu	Salah dikenali
3		 <div data-bbox="724 1765 1034 1973"> <div> <div><math>x(kn)</math></div> <div>260</div> </div> <div> <div><math>x'(kanan)</math></div> <div>240</div> </div> <div> <div><math>y'(kanan)</math></div> <div>215</div> </div> <div> <div><math>y(kn)</math></div> <div>215</div> </div> <div> <div>Crop &amp; Resizing</div> </div> <div> <div>Gray &amp; Histogram equal</div> </div> <div> <div>Pengolahan</div> </div> </div>	33.18	-	Tidak dikenali

4				12.41	Apis	Salah dikenali
---	---	---	--	-------	------	----------------

## 2. Akurasi

Berikut dilakukan penghitungan akurasi pengujian menggunakan FMR dan FNMR untuk pengujian menggunakan data wajah yang tidak memiliki data latih. dari 4 kali pengujian didapatkan hasil pengujian sebagai berikut:

Data yang diuji = 4

Data hasil Pengenalan = 3

hasil pengenalan benar = 0

hasil pengenalan salah = 2

hasil pengenalan tidak dikenali = 2

### 1. Rasio kesalahan kecocokan / *False Match Rate* (FMR)

Pada pengujian menggunakan Data yang tidak terdapat di *Database* FMRnya dihitung berdasarkan jumlah data yang tidak dikenali.

$$\frac{\text{Data Keluaran yang benar}}{\text{Data Uji}} \times 100 \% = \frac{2}{4} \times 100 \% = 50\%$$

### 2. Rasio kesalahan ketidakcocokan / *False Non Match Rate* (FNMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang salah}}{\text{Data Uji}} \times 100 \% = \frac{2}{4} \times 100 \% = 50\%$$

## 3. Kesimpulan

Pengujian *performance Gabor Filter* dan ekstraksi ciri energi dengan data wajah yang tidak memiliki data latih dengan hasil pengujian yaitu data salah dikenali untuk sisi  $0^0$ ,  $90^0$ .

### 6.2.3 Pengujian Tanpa Proses Perataan Histogram

Telah dilakukan pengujian terhadap pengaruh latar terhadap *performance Gabor Filter* dan ekstraksi ciri energi, maka dilakukan pengujian berikutnya yaitu pengujian pengaruh proses perataan histogram pada *performance* pengenalan

wajah dengan metode *Gabor Filter* dan ekstraksi ciri energi berikut rincian pengujiannya.

### 6.2.3.1 Menggunakan Sisi yang Berbeda







Pengujian pada tahap ini dilakukan untuk mengetahui *performance* perangkat lunak pengujian dengan metode *Gabor Filter* dan ekstraksi ciri energi untuk mengenali sisi yang berbeda.

#### 1. Pengujian


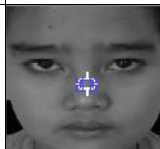

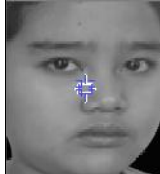
Berikut data terkait mengenai data uji:

1. Nama Data uji : Apis
2. Tipe data : data wajah umum



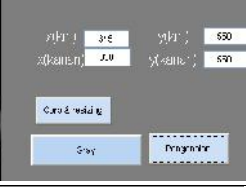








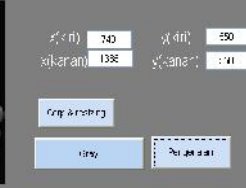



Tabel 6.37 Data Latih

0 <sup>0</sup> horizontal	45 <sup>0</sup> horizontal	90 <sup>0</sup> horizontal
		
0 <sup>0</sup> vertikal	45 <sup>0</sup> vertikal	90 <sup>0</sup> vertikal
		

Tabel 6.38 Pengujian Pada Sisi yang Berbeda

No	Data Uji	Sisi	Setelah normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1		0 <sup>0</sup> Vertikal		2.53	Apis	Benar dikenali
2		0 <sup>0</sup> horizontal		6.506	Teja	Salah dikenali



3		30° Horizontal (mendekati 45°)			2.79	Ridwan	Salah dikenali
4		45° vertikal			1.90	Apis	Benar dikenali
5		30° Horizontal (mendekati 45°)			3.62	Ridwan	Salah dikenali
6		90° Vertikal			0.96	Apis	Benar dikenali
7		90° horizontal			1.48	Apis	Benar dikenali

## 2. Akurasi

Berikut dilakukan penghitungan akurasi pengujian menggunakan FMR dan FNMR untuk sisi yang berbeda. Dari 7 kali pengujian didapatkan hasil pengujian sebagai berikut:

Data yang diuji = 7

Data hasil Pengenalan = 7

hasil pengenalan benar = 4

hasil pengenalan salah = 3

hasil pengenalan tidak dikenali = 0

### 1. Rasio kesalahan kecocokan / *False Match Rate* (FMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang benar}}{\text{Data Uji}} \times 100\% = \frac{4}{7} \times 100\% = 57.14\%$$

### 2. Rasio kesalahan ketidakcocokan / *False Non Match Rate* (FNMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang salah}}{\text{Data Uji}} \times 100\% = \frac{3}{7} \times 100\% = 42.85\%$$



### 3. Kesimpulan

Hasil Pengujian menggunakan sisi yang berbeda tanpa menggunakan perataan histogram yaitu dapat mengenali data uji dengan sudut pandang yang berbeda ketika masih mendekati sudut data latih, dimana arah pandang mata dan sisi data uji, dimana sisi data uji tidak berbeda jauh dengan data latih dengan toleransi perbedaan senilai  $15^0$ . namun menghasilkan kesalahan pengenalan yang lebih besar disebabkan tekstur data yang tidak tajam karena tanpa perataan histogram.

#### 6.2.3.2 Menggunakan Ekspresi yang Berbeda







Untuk mengetahui *performance* perangkat lunak pengujian pada ekspresi yang berbeda maka dilakukan pengujian.

##### 1. Pengujian



Berikut data terkait mengenai data uji:


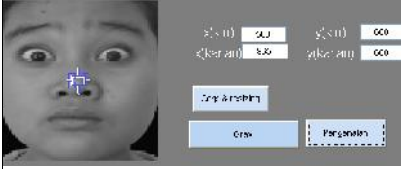








1. Nama Data : Apis
2. Tipe data : data wajah umum

Tabel 6.39 Data Latih

0 <sup>0</sup> horizontal	45 <sup>0</sup> horizontal	90 <sup>0</sup> horizontal
		
0 <sup>0</sup> vertikal	45 <sup>0</sup> vertikal	90 <sup>0</sup> vertikal
		

Tabel 6.40 Pengujian Pada Ekspresi yang Berbeda

No	Data Uji	Ekspresi	Setelah normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1		Datar		3.15	khairu	Salah dikenali

2		Terkejut		6.40	khairu	Salah dikenali
3		Marah		2.62	Apis	Benar dikenali
4		Sedih		4.34	Khairu	Salah dikenali
5		Senyum		4.98	Apis	Benar dikenali
6		Tertawa		4.79	Teja	Salah dikenali

## 2. Akurasi

Berikut dilakukan penghitungan akurasi pengujian menggunakan FMR dan FNMR untuk Ekspresi yang berbeda. Dari 6 kali pengujian didapatkan hasil pengujian sebagai berikut:

Data yang diuji = 6

Data hasil Pengenalan = 6

hasil pengenalan benar = 2

hasil pengenalan salah = 4

hasil pengenalan tidak dikenali = 0

### 1. Rasio kesalahan kecocokan / *False Match Rate* (FMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang benar}}{\text{Data Uji}} \times 100\% = \frac{2}{6} \times 100\% = 33.33\%$$

### 2. Rasio kesalahan ketidakcocokan / *False Non Match Rate* (FNMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang salah}}{\text{Data Uji}} \times 100\% = \frac{4}{6} \times 100\% = 66.66\%$$

### 3. Kesimpulan

Perangkat lunak pengujian pengenalan wajah dengan metode *Gabor Filter* lemah dalam pengenalan wajah yang ekspresi yang berbeda, sebab ekspresi yang berbeda telah mengubah bentuk wajah (bentuk mulut dan mata). Pada pengujian ini ekspresi yang dikenali adalah ekspresi marah dan senyum.

#### 6.2.3.3 Menggunakan Kumis dan Jenggot







Untuk mengetahui *performance* perangkat lunak pengujian menggunakan metode *Gabor Filter* maka dilakukan pengujian menggunakan kumis dan jenggot.

##### 1. Pengujian


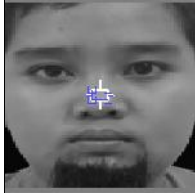
Berikut data terkait mengenai data uji:

1. Nama Data : Apis
2. Tipe data : data wajah umum

Tabel 6.41 Data Latih

0 <sup>0</sup> horizontal	45 <sup>0</sup> horizontal	90 <sup>0</sup> horizontal
		
0 <sup>0</sup> vertikal	45 <sup>0</sup> vertikal	90 <sup>0</sup> vertikal
		

Tabel 6.42 Pengujian Menggunakan Kumis dan Jenggot

No	Data Uji	Setelah Normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1		 <div data-bbox="794 1646 1061 1794"> <div> <div><math>x(kir)</math></div> <div>0</div> </div> <div> <div><math>y(kir)</math></div> <div>0</div> </div> <div> <div><math>x(kanan)</math></div> <div>0</div> </div> <div> <div><math>y(kanan)</math></div> <div>0</div> </div> <div> <div>Load &amp; training</div> </div> <div> <div>Stop</div> <div>Pengenal</div> </div> </div>	2.96	Teja	Salah dikenali

2				6.86	Sulas	Salah dikenali
3				5.79	Teja	Salah dikenali

## 2. Akurasi

Berikut dilakukan penghitungan akurasi pengujian menggunakan FMR dan FNMR untuk pengujian menggunakan kumis dan jenggot. Dari 3 kali pengujian didapatkan hasil pengujian sebagai berikut:

Data yang diuji = 3  
 Data hasil Pengenalan = 3  
 hasil pengenalan benar = 0  
 hasil pengenalan salah = 3  
 hasil pengenalan tidak dikenali = 0

### 1. Rasio kesalahan kecocokan / *False Match Rate* (FMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang benar}}{\text{Data Uji}} \times 100\% = \frac{0}{3} \times 100\% = 0\%$$

### 2. Rasio kesalahan ketidakcocokan / *False Non Match Rate* (FNMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang salah}}{\text{Data Uji}} \times 100\% = \frac{0}{3} \times 100\% = 100\%$$

## 3. Kesimpulan

Pengujian dengan menambahkan kumis dan jenggot pada data uji tidak dapat dikenali dengan benar hal ini disebabkan lemahnya ciri yang disebabkan tidak adanya proses perataan histogram.



### 6.2.3.4 Pada Masing-Masing Tipe Data

Untuk mengetahui *performance* perangkat lunak pengujian menggunakan metode *Gabor Filter* maka dilakukan pengujian pada masing-masing tipe data.



## 1. Pengujian

### a. Data Wajah Mirip

Tabel 6.43 Data Latih Wajah Mirip.



Jana 0° horizontal	Sulas 0° horizontal
	

Tabel 6.44 Pengujian Pada Wajah Mirip



No	Data Uji	Setelah Normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1			5.35	Jana	Benar dikenali

### b. Data wajah Kembar

Tabel 6.45 Data Latih Wajah Kembar.







Ridwan 0° horizontal	Teja 0° horizontal
	

Tabel 6.46 Pengujian Pada Wajah Kembar


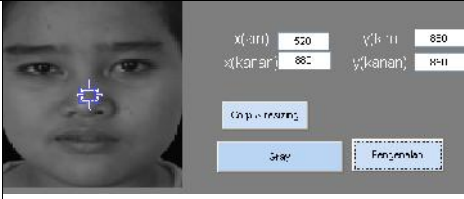
No	Data Uji	Setelah Normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1			3.41	Teja	Benar dikenali

### c. Data Wajah Umum

Tabel 6.47 pengujian Pada Wajah Umum

Apis 0° horizontal	Bambang 0° horizontal	Diko 0° horizontal	Rio 0° horizontal	Erzi 0° horizontal	Khairu 0° horizontal
					

Tabel 6.48 Pengujian Pada Wajah Umum

No	Data Uji	Setelah Normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1			3.07	Apis	Benar dikenali

## 4. Akurasi

Berikut dilakukan penghitungan akurasi pengujian menggunakan FMR dan FNMR untuk pengujian pada masing-masing tipe data. Dari 3 kali pengujian didapatkan hasil pengujian sebagai berikut:

Data yang diuji = 3

Data hasil Pengenalan = 3

hasil pengenalan benar = 3

hasil pengenalan salah = 0

hasil pengenalan tidak dikenali = 0

1. Rasio kesalahan kecocokan / *False Match Rate* (FMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang benar}}{\text{Data Uji}} \times 100\% = \frac{3}{3} \times 100\% = 100\%$$

2. Rasio kesalahan ketidakcocokan / *False Non Match Rate* (FNMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang salah}}{\text{Data Uji}} \times 100\% = \frac{0}{3} \times 100\% = 0\%$$

## 5. Kesimpulan









Pada pengujian pada tiga tipe wajah perangkat lunak pengujian dengan metode *Gabor Filter* dapat mengenali dan membedakan masukan data uji dengan benar.

### 6.2.3.5 Menggunakan Data yang Tidak Memiliki Data Latih

Untuk mengetahui *performance* perangkat lunak pengujian menggunakan metode *Gabor Filter* maka dilakukan pengujian menggunakan data uji yang tidak memiliki data latih.

#### 1. pengujian

Tabel 6.49 Pengujian Menggunakan Data yang Tidak Memiliki Data Latih

No	Data Uji	Setelah Normalisasi	Nilai Euclidean	Hasil	Keterangan
1		 <div> <math>x'(kiri)</math>: 33    <math>y'(kiri)</math>: 07  <math>x'(kanan)</math>: 80    <math>y'(kanan)</math>: 81            Crop &amp; resizing            Gray    <input type="button" value="Memasukkan"/> </div>	6.16	Jana	Salah dikenali
2		 <div> <math>x'(kiri)</math>: 455    <math>y'(kiri)</math>: 520  <math>x'(kanan)</math>: 731    <math>y'(kanan)</math>: 520            Crop &amp; resizing            Gray    <input type="button" value="Peranginan"/> </div>	7.29	Rio	Salah dikenali
3		 <div> <math>x'(kiri)</math>: 200    <math>y'(kiri)</math>: 215  <math>x'(kanan)</math>: 540    <math>y'(kanan)</math>: 215            Crop &amp; resizing            Gray    <input type="button" value="Memasukkan"/> </div>	3.93	Rio	Salah dikenali
4		 <div> <math>x'(kiri)</math>: 815    <math>y'(kiri)</math>: 503  <math>x'(kanan)</math>: 89    <math>y'(kanan)</math>: 583            Crop &amp; resizing            Gray    <input type="button" value="Memasukkan"/> </div>	19.77	-	Tidak dikenali



## 2. Akurasi

Berikut dilakukan penghitungan akurasi pengujian menggunakan FMR dan FNMR untuk pengujian menggunakan data yang tidak memiliki data latih. Dari 4 kali pengujian didapatkan hasil pengujian sebagai berikut:

Data yang diuji	= 4
Data hasil Pengenalan	= 3
hasil pengenalan benar	= 0
hasil pengenalan salah	= 3
hasil pengenalan tidak dikenali	= 1

### 1. Rasio kesalahan kecocokan / *False Match Rate* (FMR)

Pada pengujian menggunakan Data yang tidak terdapat di *Database* FMRnya dihitung berdasarkan jumlah data yang tidak dikenali.

$$\frac{\text{Data Keluaran yang benar}}{\text{Data Uji}} \times 100 \% = \frac{1}{4} \times 100 \% = 25\%$$

### 2. Rasio kesalahan ketidakcocokan / *False Non Match Rate* (FNMR)

$$\frac{\text{Data Keluaran yang salah}}{\text{Data Uji}} \times 100 \% = \frac{3}{4} \times 100 \% = 75\%$$

## 3. Kesimpulan

Pengujian *performance Gabor Filter* dan ekstraksi ciri energi dengan data wajah yang tidak memiliki data latih tanpa proses perataan histogram yaitu kesalahan pengenalan menjadi lebih besar dipengaruhi oleh tahap pra-pemrosesan yang tanpa perataan histogram.

### 6.2.4 Kesimpulan Semua Pengujian

Telah dilakukan pengujian pada masing-masing tipe pengujian untuk mengetahui *performance Gabor Filter*, berikut kesimpulan Pengujian yang dikelompokkan berdasarkan tipe pengujian.

1. Nilai ambang batas *Euclidean Distance* ditetapkan pada *range*: -1 hingga 15. Penetapan nilai *range* ini karena setelah dilakukan pengujian *range* -1 hingga 15 merupakan *range* yang cocok, sebab data wajah memiliki nilai yang bervariasi.



## 2. Sisi yang Berbeda

Persentase FMR untuk sisi yang berbeda adalah data dengan latar hitam adalah 71.43%, pada latar putih 28.57% dan pada data latih yang memiliki latar hitam dan tanpa proses perataan histogram 25%.

Hasil Pengujian menggunakan sisi yang berbeda yaitu dapat mengenali data uji dengan sudut pandang yang berbeda ketika masih mendekati sudut data latih, dipengaruhi arah pandang mata dan sisi data uji, sisi data uji tidak berbeda jauh dengan data latih dengan toleransi perbedaan senilai  $15^0$ . Ketika dilakukan pengujian diketahui bahwa ekstraksi ciri energi menghasilkan ciri objek yang tidak optimal, sebab mengambil nilai rata-rata tekstur. Pada pengujian menggunakan latar putih menghasilkan pengenalan yang rendah, hal ini juga sebabkan latar putih yang mengurangi ketajaman tepi tekstur wajah sehingga tidak menghasilkan ciri yang tidak optimal. Pada hasil pengujian tanpa proses perataan histogram menghasilkan kesalahan pengenalan yang lebih besar disebabkan tanpa proses perataan histogram menghasilkan tekstur data yang tidak tajam.

## 3. Ekspresi yang Berbeda

Persentase FMR untuk ekspresi yang berbeda adalah 33.33% untuk *Database* yang berlatar hitam, 33.33% pada latar putih dan pada data latih yang memiliki latar hitam dan tanpa proses perataan histogram 33.33%

Pengenalan wajah dengan ekspresi yang berbeda dapat dikenali ketika ekspresi tidak menghasilkan bentuk wajah data uji (bentuk mulut dan mata) yang berbeda jauh dengan data latih. Seperti pada ekspresi **datar** dan **tersenyum** dapat dikenali dengan benar sebab bentuk wajah pada ekspresi tersebut tidak berbeda jauh dengan ekspresi pada data latih. Pada latar putih ekspresi yang dapat dikenali adalah ekspresi **datar** dan **sedih**. Pada pengujian tanpa proses perataan histogram ekspresi yang dapat dikenali adalah **marah** dan **senyum**.

## 4. Menggunakan Kumis dan Jenggot

Persentase FMR untuk pada pengujian dengan penambahan kumis dan jenggot adalah 100% untuk yang berlatar hitam, 100% pada latar putih dan pada

pengujian tanpa proses perataan histogram persentasenya 0%. Hal ini disebabkan pengujian dengan menambahkan kumis dan jenggot pada data uji dapat dikenali dengan benar, ekspresi dan sisi yang dimiliki data uji tidak berbeda jauh dengan data latih, namun pada Pengujian tanpa proses perataan histogram dapat dilihat bahwa menurunnya *performance Gabor Filter*, hal ini disebabkan kurang tajamnya tekstur citra sehingga menghasilkan ciri yang lemah.

#### 5. Pada Masing-masing Tipe Data

Persentase FMR untuk pengujian pada masing-masing Tipe Data adalah adalah 100% untuk yang berlatar hitam, 100% pada latar putih dan pada pengujian tanpa proses perataan histogram persentasenya adalah 100%. Hal ini menunjukkan *Gabor Filter* dapat mengenali dan membedakan masukan data uji dengan benar.

#### 6. Data yang tidak Memiliki Data Latih

Persentase FMR untuk pengujian data yang tidak memiliki data latih adalah adalah 75% untuk yang berlatar hitam, 50% pada latar putih dan pada pengujian tanpa proses perataan histogram persentasenya adalah 25%

Pada pengujian ini diketahui bahwa lemahnya ciri unik pada sisi 45 dan terdapat penurunan akurasi FMR, hal ini disebabkan kurang tajamnya tekstur wajah pada pengujian latar putih dan tanpa proses perataan histogram, sehingga menghasilkan ciri yang lemah.

## BAB VII

### PENUTUP

#### 7.1 Kesimpulan

Dari proses pengujian dan analisa didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Ekstraksi ciri energi tidak optimal untuk menampilkan ciri yang spesifik dari citra wajah, sebab ekstraksi ciri energi mencari nilai rata-rata tekstur.
2. Kelemahan pengenalan wajah terdapat pada sisi  $45^0$  sebab lemahnya ciri unik pada sisi  $45^0$ .
3. Latar hitam lebih baik digunakan sebab akan mempertegas tekstur wajah. Sedangkan latar putih akan mengaburkan tekstur wajah pada proses perataan histogram.
4. Perataan Histogram berperan menajamkan tekstur citra sehingga meningkatkan *performance Gabor Filter* dan meningkatkan hasil pengenalan.
5. Hasil Pengujian menggunakan sisi yang berbeda yaitu dapat mengenali data uji dengan sudut pandang yang berbeda. Dipengaruhi oleh arah pandang mata dan sisi data uji, yaitu sisi data uji tidak berbeda jauh dengan data latih dengan toleransi perbedaan senilai  $15^0$ .
6. Pengenalan pada ekspresi yang berbeda dapat dikenali ketika ekspresi tidak menghasilkan bentuk wajah data uji (bentuk mulut dan mata) yang berbeda jauh dengan data latih.
7. Pengujian dengan menambahkan kumis dan jenggot pada data uji dapat dikenali dengan benar, yaitu ekspresi (bentuk mulut, mata) dan sisi yang dimiliki data uji tidak berbeda jauh dengan data latih
8. Semakin besar nilai ambang batas *Euclidean distance* yang ditetapkan maka tingkat kesalahan pengenalan akan semakin besar.
9. Semakin banyak elemen citra yang diolah (rambut, leher, latar) akan mengurangi *performance Gabor Filter*, sebab elemen tersebut dikenali sebagai pola.

## 7.2 Saran

Penelitian ini memiliki banyak kekurangan, beberapa saran yang bisa diberikan berkaitan dengan laporan dan penelitian ini adalah:

1. Untuk penelitian selanjutnya disarankan untuk mencoba membandingkan metode *Gabor Filter* dan metode lain untuk mengenali sudut yang berbeda.
2. Untuk penelitian selanjutnya disarankan untuk mencoba ekstraksi ciri dengan cara yang berbeda dan pengenalan dengan cara selain *Euclidean Distance* untuk mengetahui akurasi pengenalan dengan cara lainnya.
3. Untuk penelitian selanjutnya disarankan melatih masing-masing elemen wajah untuk mengurangi data yang tidak dibutuhkan dalam proses pengenalan sehingga bisa meningkatkan *performance* metode *Gabor Filter* untuk pengenalan wajah.
4. Untuk penelitian selanjutnya disarankan untuk menambah data latih wajah yang lebih banyak dan bervariasi agar lebih banyak masukan bisa dikenali.

## DAFTAR PUSTAKA

- Aguerreberre C. at. al. "An Improved Face Recognition Algorithm through Gabor Filter Adaptation". 2006. [online] available <http://iie.fing.edu.uy/publicaciones/2007/ACDMFL07.pdf>, diakses tanggal 5 Mei 2008
- Desrina, Welly. *Pengenalan Wajah Untuk Absensi*. Fakultas Ilmu Komputer, Jurusan Teknik Informatika Universitas Mercu Buana. 2011.
- Dewantara, Bima Sena Bayu, SST. "Pelatihan Image Prosesing Materi Image Prosesing Dan Aplikasinya". Politeknik Elektronika Negeri Surabaya Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya. 2006.
- Muhammad Sharif. at. al. *Face Recognition Using Gabor Filters*. Department of Computer Sciences, COMSATS Institute of Information Technology, Wah Cantt-Pakistan. Journal of Applied Computer Science & Mathematics, no. 11 (5) /2011, Suceava.
- Prasetyo, Eko. "Pengolahan Citra Digital dan Aplikasinya Menggunakan Matlab". Yogyakarta: Andi. 2011.
- Putra, Darma. *Sistem Biometrika Konsep Dasar, Teknik Analisis citra, dan Tahapan Membangun Aplikasi Sistem Biometrika*. Yogyakarta: Andi. 2009.
- Rahma, Lestya Dila. *Pengenalan Wajah Berdasarkan Pengolahan Citra Gigital dengan Metode Gabor Wavelet*. Tugas akhir Prodi Ilmu Komputer USU. 2009.
- Rodiyansyah, Sandi Fajar. *Ekstraksi Histogram Citra Digital Untuk Mengukur Similarity dengan Menggunakan Metode Euclidian Distance*. Magister Ilmu Komputer – Universitas Gadjah Mada Yogyakarta
- Sugono, Dendy. *Kamus Bahasa Indonesia*. Pusat Bahasa Departemen Pendidikan Nasional Jakarta. 2008.
- Suhendra, Adang. *Catatan Kuliah Pengantar Pengolahan Citra*. 2004. [online] available (<http://ml.scribd.com/doc/55721048/51/Perataan-Histogram-Histogram-Equalization>, diakses tanggal 7 Oktober 2012).
- Suksmono, Andriyan B. "Dasar-Dasar Pencitraan dan Pengolahan Citra Biomedika ,EL4027 Pengolahan Citra Biomedika, EB7031 Pengolahan Citra Biomedika Lanjut ,Modul 1 -Image Enhancement". Teknik Elektro dan Informatika- Institut Teknologi Bandung .2006.
- Yuwana, Buddhi. *Pengenalan wajah dengan menggunakan metode Gabor Wavelet*. Tugas Akhir Teknik Informatika-Universitas Kristen Petra. Surabaya. 2002.